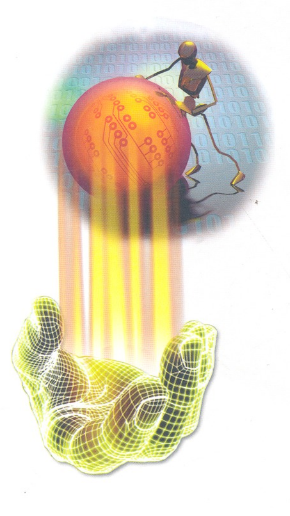


دار الفيصل الثقافية

أساسيات الذكاء الاصطناعي



تأليف
د. عادل عبدالنور
أستاذ الهندسة الكهربائية المشارك
جامعة الملك سعود

الطبعة الأولى
١٤٢٦هـ / ٢٠٠٥م

أساسيات الذكاء الاصطناعي

تأليف

د. عادل عبدالنور

أستاذ الهندسة الكهربائية المشارك

جامعة الملك سعود

الطبعة الأولى

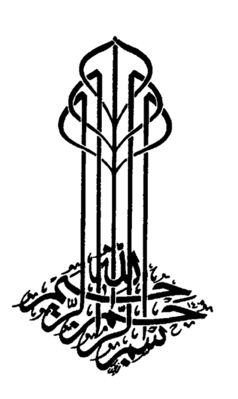
١٤٢٦هـ / ٢٠٠٥م

ⓗ دار الفيصل الثقافية ، ١٤٢٦هـ
فهرسة مكتبة الملك فهد الوطنية اثناء النشر
عبدالنور ، عادل
أساسيات الذكاء الاصطناعي / عادل عبدالنور - الرياض ، ١٤٢٦هـ
ص ٢٧٤ ؛ ١٧x٢٤سم
ردمك: ٠- ٣٧ -٦٧٧ - ٩٩٦٠
١ - الذكاء الاصطناعي - العنوان
ديوي ٠٠٦،٣ ١٤٢٦/١٧٦١

رقم الإيداع: ١٤٢٦/١٧٦١
ردمك: ٠- ٣٧ -٦٧٧ - ٩٩٦٠

دار الفيصل الثقافية
ص.ب ٥١٠٤٩ الرياض ١١٤١١
المملكة العربيـة السـعوديـة

إدارة التســويق
ص.ب ٥١٠٤٩ الرياض ١١٤١١ - المملكة العربيــة الســعوديـة
هاتف ٤٦٥٢٢٥٥ / ٦٦١٢ - مباشر ٤٦٥٠٨٥٧ - ناسوخ ٤٦٥٩٩٩٣
بريد إلكتروني: sgameel@kff.com


بسم الله الرحمن الرحيم



المحتويات



تقديم

لاشك أن "الكتابة العلمية باللغة العربية"، خصوصاً في الموضوعات الحيوية والمتجددة، "ضرورة حضارية" لنقل المعارف الحديثة، إلى الأجيال الصاعدة، من الناطقين بالعربية، بلغتهم الأم، مما يُشجعهم على التحصيل، ويُعزز فهمهم للمستجدات. وعندما يجتمع "التأهيل والفهم" العميق لموضوع علمي هام وحيوي، مع "المزاج الأدبي" المُرهف وموهبة التعبير، إلى جانب حب اللغة العربية، في شخص واحد، تأتي "الاستجابة" واثقة وفعّالة للضرورة الحضارية للكتابة العلمية باللغة العربية.

هذا ما يتجسد في الكتاب المطروح أمامنا. فموضوع الكتاب من أهم الموضوعات العلمية المعاصرة، ألا وهو "الذكاء الاصطناعي". ويسعى هذا الذكاء إلى محاكاة ذكاء الإنسان باستخدام وسائل تقنية حديثة ترتبط بالحاسوب وإمكاناته وسرعته الفائقة، إلى جانب الاعتماد على تطوير منهجيات وأساليب مختلفة تعتمد على المنهجيات والأساليب البشرية. ونتيجة للنجاح الذي حققه هذا الذكاء، فقد بات مُستخدماً على نطاق واسع في كثير من التطبيقات التي كانت تحتاج إلى الذكاء الإنساني لتنفيذها، مثل عمليات التحكم والتصنيع في شتى المجالات الصناعية، ومثل ذكاء نظم المعلومات المُتنامي على الإنترنت. ولا يخفى ما لذلك من أهمية

ليس على مستوى الدول المتقدمة فقط، بل على مستوى العالم بأسره، وخصوصاً الدول الطامحة إلى التقدم والاستفادة من التقنية الحديثة في التنمية والتطوير نحو الأفضل، مثل المملكة العربية السعودية.

وقد حظي موضوع "الذكاء الاصطناعي" الهام بالمؤلف المناسب الذي يستطيع أن يطرحه بالعمق العلمي المناسب، وبلغة عربية مُيسرة. فمؤلف الكتاب هو الدكتور "عادل عبد النور" الذي يعمل أستاذاً مشاركاً في قسم الهندسة الكهربائية بجامعة الملك سعود.

يَطرح الكاتب موضوعه العلمي المُعقد، بأسلوب متدرج، وبنظرة تنقل القارئ من العام إلى الخاص، بما يناسب خطوات الاستيعاب المنهجي للعقل البشري. يبدأ الكتاب بالتعريف بالذكاء الاصطناعي، وبروزه وتطوره منذ ظهور الحاسوب، وحتى الوقت الحاضر. ثم يُركز على كل من "فروعه المختلفة" في فصل خاص. ويُعطي الكتاب في الختام ملاحظات وتعليقات حول الآفاق المستقبلية لأثر علوم الذكاء الاصطناعي في حياة الإنسان.

يفيد الكتاب قطاعاً كبيراً من الطلبة. فهو يُقدم لطلبة مرحلة البكالوريوس في كليات الهندسة والعلوم وعلوم الحاسب والمعلومات المبادئ الأساسية للذكاء الاصطناعي التي يحتاجونها، ليس فقط في بعض المقررات التي يدرسونها، بل في المشاريع التي يقومون بها أيضاً. كما أن

الكتاب يفيد طلبة الدراسات العليا الذين لم تتح لهم فرصة دراسة الذكاء الاصطناعي من قبل، والذين يحتاجون إلى فهم مبادئه الرئيسة والاستفادة منها. ويفيد الكتاب كذلك جميع الراغبين في الإطلاع على هذا الموضوع الحيوي، على مستوى العالم العربي، دون الحاجة إلى معرفة أي لغة أجنبية.

ويسرني أن أهنئ الدكتور عادل على هذا الجهد المُتميز، وأحثه على المزيد في المستقبل، وادعوالله له بالنجاح والسداد في كافة اعماله ومؤلفاته.

والله ولي التوفيق.

وكيل جامعة الملك سعود

خالد بن عبدالله بن مقرن آل سعود



مقـــدمـــة

منذ سنوات قليلة بدأ مصطلح الذكاء الاصطناعي في تداول مّطرد. وأصبح هذا الميدان البرّاق يحظى بتغطية واسعة في جميع وسائل الإعلام المقروءة والمسموعة والمرئية، ومادة مغرية لأفلام الخيال العلمي. والأهم من ذلك أن هذا الميدان يُولى أهمية بالغة في الأوساط الأكاديمية والصناعية في بلدان كثيرة من العالم بما في ذلك الدول العربية.

والذكاء الاصطناعي ميدان طالما أبهر الكثير لأنه يّمثل قمة من قمم الإبداع العلمي ومحوراً من محاور التحدي للعقل البشري. فحتى قبل ثورة المعلوماتية كانت بصائر الناس العلمية تتطلع لآلات ذكية و"عقول اصطناعية" كانت إلى وقت قريب تُعدّ ضرباً من ضروب الخيال الممتع.

وبعد رحلة خيال طويلة، نزل الذكاء الاصطناعي على أرض الواقع، حاملاً معه حلولاً غايةً في التطور لمشاكل كانت تبدو صعبة الحلّ. وبه دخل العلم والعالم حقبة جديدة من التطور التكنولوجي.

والذكاء الاصطناعي علم يهدف لجعل الآلات تكتسب صفة الذكاء لتصبح قادرة على القيام بأشياء مازالت إلى عهد قريب حصراً على الإنسان كالتخاطب والتفكير والتعلم والإبداع. وببساطة أكثر، فإنه يهدف لجعل الآلات العادية تتصرف كالآلات التي نسج دورها الخيال العلمي.

ففي عصر المعلوماتية توصل العقل البشري لصناعة حواسيب تملك القدرة على حلّ أكثر العمليات الرياضية تعقيداً وأسرع ملايين المرات من الإنسان. وفي خضم ما تقدمه الحاسبات من خدمات الإنترنت والتجارة الإلكترونية والتحكم الآلي وغيرها ننسى أنها (أي الحاسبات) مازالت عاجزة وإلى حد كبير عن القيام بأشياء بسيطة يؤديها الطفل الصغير بمهارة فائقة كالتخاطب أو التعرف على أفراد العائلة أو حتى التفكير. فالحواسيب إذاً، آلات قوية لكنها غير ذكية. والذكاء الاصطناعي هو الوسيلة لسدّ هذا العجز وإضفاء بعدٍ آخر على هذه الآلات.

لأهمية هذا الموضوع، ومواكبة لتطورات العلم والتكنولوجيا، وتلبية لرغبة العديد من المهتمين من الطلاب والمهندسين والمثقفين في التعرف على هذا الميدان الجديد، جاءت فكرة كتاب شامل وباللغة العربية حول عالم الذكاء الاصطناعي بأبعاده المختلفة. وبالكتابة في هذا الموضوع الخصب وجدنا أنفسنا أمام معادلة صعبة اجتهدنا في حلها على امتداد ٢٤ شهر من البحث والكتابة. ونرجو الله أن نكون قد وفقنا في حل هذه المعادلة الصعبة ونطمع من القارئ في الصفح أن كان الحال على غير ذلك.

وتتمثل هذه المعادلة في الضوابط العديدة التي وضعناها لهذا الكتاب. فقد أردنا أن يكون الكتاب مناسباً ومفيداً لشرائح عديدة من

القراء فقد عملنا على أن يجد فيه المثقف طرحاً مبسطاً بعيداً عن جفاف المعادلات الرياضية والمصطلحات الهندسية الكثيرة قدر الإمكان. وفي نفس الوقت، اجتهدنا في أن يخدم هذا الكتاب المتخصصين من المهندسين وطلبة الدراسات الجامعية والدراسات العليا.

وما يزيد من صعوبة هذه المعادلة، ليس تشعب الميدان فقط ولكن صعوبة تعريب المصطلحات الكثيرة فيه والتي نظراً لحدثتها لم تحض بعد بمرادفات عربية متفق عليها. وقد اجتهدنا قدر الإمكان في تعريب غير المعرّب من هذه المصطلحات واختيار ما رأيناه مناسباً مما سبق تعريبه.

يتكون هذا الكتاب من تسع فصول. يتناول الفصل الأول ماهية الذكاء الاصطناعي وأنواعه إضافة إلى عّينات من تطبيقاته. أما الفصل الثاني فيحتوي على تاريخ الذكاء الاصطناعي القديم والحديث. وقد أفردنا لكل فرع من الفروع الخمسة للميدان فصلاً خاصا. فيتطرق الفصل الثالث لموضوع الشبكات العصبية الاصطناعية. ويحتوي الفصل الرابع على عرض لمنطق الغموض ويشرح الفصل الخامس الأنظمة الخبيرة. أما الفصل السادس فيشرح الخوارزميات الوراثية. وينفرد الفصل السابع بموضوع الرجل الآلي وتطبيقاته. ونظراً لما للذكاء الاصطناعي من جوانب فلسفية وما له من تأثيرات على ميادين غير علمية كثيرة فقد خصصنا الفصل الثامن لبعض القضايا الفلسفية والفصل التاسع لبعض المرئيات

حول مستقبل هذا الميدان. كما يشمل الكتاب محلقا يحتوي على المصطلحات العلمية المستعملة في هذا الميدان بالإنجليزية و العربية.

وأخيراً وليس آخراً لا يفوتنا أن نشكر كلية الهندسة جامعة الملك سعود بالرياض ومركز البحوث بالكلية على تقديم مساعداقم لإنجاز هذا الكتاب. كما أتوجه بجزيل الشكر والعرفان لزميلَيّ العزيزين سعادة الأستاذ الدكتور سعد الحاج بكري وسعادة الدكتور فهد بن عبد الله التركي على مراجعة هذا العمل وعلى ملاحظاتهما القيمة.

والحمد لله الذي أعاننا على إتمام هذا العمل، راجين أن نكون قد وفّينا الموضوع حقه وأن يكون هذا العمل إسهاماً متواضعاً في إثراء المكتبة العربية التي مازالت تفتقد للكتب في هذا الميدان.

عادل عبد النور

الفصل الأول

ماهية الذكاء الاصطناعي

منذ خمسين سنة كان عدد من العلماءِ يحلم بالآلات الذكية ويطمح لتحقيق هذا الحلم. وسريعاً ما أنضم إلى هذا الفريق من الحالمين عدد من الناس استهوتهم فكرة الرجل الآلي الذي يقوم بشؤون البيت ويُؤمر فيطيع دون تذمر، أو فكرة البيت الذكي التي تسمح بوضع كل أجزائه من مكيفات، وإضاءة، وكاميرات، وأبواب، وجدران، رهن الإشارة. أو ربما فكرة السيارة التي تُنادى فتستجيب، وتجوب بنا الأرض دون أن نضطر لمعرفة القيادة أو حتى معرفة الطريق. هذا دون أن ننسى فكرة السفر إلى القمر بلمح البصر عبر مركبة ذكية تتولى مهمة الرحلة وأحلام كثيرة لا تقل عما سبق.

وبعد خمسين سنة لم يدخل الرجل الآلي البيت بعد، ومازال كثير من نسائنا وقليل من رجالنا يعاني من شؤون البيت، ويتذمر، ومازالت السيارات كما عهدنا، ولا نبتغي منها سوى ألا تتوقف بنا في زحمة السير، ولا أن تكثر علينا بزيارة ورش التصليح.

إضافة إلى كل هذا لازلنا على سطح الأرض و لم ير أي منا مركبة فضاء إلا عبر قنوات التلفاز ومازال القمر كما كان والسفر الميسر إليه بعيد المنال.

مع كل ما سبق مازالت فكرة الآلات الذكية حية والحلم في تحقيقها قائم وبرز إلى الوجود مصطلح "الذكاء الاصطناعي" وأصبح موضوعاً لأغلى أفلام الخيال العلمي، ومن أكثر ميادين البحث العلمي نشاطاً وتقدماً في جميع أنحاء العالم.

وبعد عقود من البحث في هذا المجال ومحاولات ملحة وتحدي لا يقبل التراجع اتضح لنا أن كثيراً من الأحلام في هذا المجال ليست مستحيلة بل في المتناول، ولكنها تتطلب كثيراً من الدعم المادي وقليلاً من الواقعية وشيئاً من الصبر. وفعلاً بدأت منذ سنوات تظهر أمامنا بعض التطبيقات في مجال الذكاء الاصطناعي لتبرهن أن كثيراً من الأحلام القديمة التي لم تتحقق إلى الآن قد تصبح واقعاً في المستقبل القريب. وأصبح جلياً لكل القريبين من هذا المجال أن الذكاء الاصطناعي كان المفتاح للعديد من التطورات التقنية التي نراها اليوم.

١,١ تعريف الذكاء الاصطناعي

رغم حداثته كعلم، يحظى الذكاء الاصطناعي بتغطية كبيرة في جميع وسائل الأعلام (الغربية خاصة) من مجلات وجرائد وأفلام، كما

يحظى باهتمام كبير في الأوساط الأكاديمية والصناعية في بلدان كثيرة من العالم بما في ذلك الدول العربية. ومع كل ذلك مازال هذا العلم غامضاً وغير مفهوم بالنسبة لكثير من الناس، إن لم يكن أغلبهم. فما هو الذكاء الاصطناعي؟

يمكننا أن نعرف الذكاء الاصطناعي على أنه "علم يهتم بصناعة آلات تقوم بتصرفات يعتبرها الإنسان تصرفات ذكية". أو ببساطة أكثر يعرفه رسّل بيل – أحد العاملين في هذا المجال– على أنه محاولة "جعل الآلات العادية تتصرف كالآلات التي نراها في أفلام الخيال العلمي".

فالذكاء الاصطناعي إذاً هو علم هدفه الأول جعل الحاسوب وغيره من الآلات تكتسب صفة الذكاء ويكون لها القدرة على القيام بأشياء مازالت إلى عهد قريب حصراً على الإنسان كالتفكير والتعلم والإبداع والتخاطب.

فالحواسيب اليوم تملك القدرة على حل أكثر العمليات الرياضية تعقيداً وأسرع ملايين المرات من الإنسان، ولكنها مازالت عاجزة إلى حد كبير على القيام بأشياء بسيطة يؤديها الطفل الصغير بمهارة فائقة كالتخاطب مثلاً أو معرفة أفراد العائلة أو حتى التفكير.

فالحاسوب – كما يُفهم من اسمه- يحسب ويتعامل مع الأرقام ولكنه لا يفكر ولا يدرك. لكن عقل الإنسان يتكون من بلايين الخلايا العصبية مترابطة على شكل شبكة غاية في التعقيد ويضعه كثيرون بين أكثر الأشياء تعقيداً في هذا الكون، وبالتالي فإن محاولة تقليده تتجاوز إمكانيات البشر.

لكن محاولة تقليد بعض خصائصه التي يمكن الاستفادة منها في جعل الآلات أذكى هو أسهل المسالك وبالتالي اهتم الباحثون في الميدان بهدفين رئيسيين:

أ- محاولة فهم كيف يعالج العقل المعلومات المكتسبة.

ب- محاولة فهم الأسس العامة للذكاء.

وللوصول إلى هذين الهدفين وعلى امتداد الخمسين سنة الماضية تضافرت الجهود في عدد من الميادين كالفلسفة، علم النفس، علم الإدراك، علم المنطق، الألسنيات، الرياضيات، وعلم الأحياء.

ومنذ سنوات بدأت هذه الجهود تحصد من ثمارها وظهرت إلى الوجود تطبيقات مذهلة للذكاء الاصطناعي قفزت مبيعاتها في أمريكا لوحدها في سنة ١٩٨٦م إلى ٤٢٥ مليون دولار، وفي أمريكا تبنت قرابة ١٥٠ شركة مشاريعاً شتى في هذا الميدان وصلت مصاريفها إلى

واحد بليون دولار وكان فريق الذكاء الاصطناعي في شركة DEC لوحدها يضم ٧٠٠ موظف.

١,٢ عينات من تطبيقات الذكاء الاصطناعي

لقد تعددت تطبيقات الذكاء الاصطناعي في العقدين الماضيين وشملت كثيراً من مجالات الحياة وأصبح من الصعب حصرها، لكن فيما يلي نبذة بسيطة عن بعضها.

سنة ١٩٩٦م وأمام أنظار العالم أهزم قاري كاسباروف (بطل العالم في لعبة الشطرنج لمدة ١٢ سنة) أمام حاسوب يستخدم برنامجاً يسمى Deep Blue. وقد تم تطوير هذا البرنامج من طرف باحثين في شركة IBM مستعينين ببعض نظريات الذكاء الاصطناعي.

سنة ١٩٩٦م قطعت سيارة (بدون سائق بشري) المسافة بين واشنطن وسان دياقو كالفورنيا بالولايات المتحدة والبالغة قرابة ٢٨٠٠ ميل بمعدل سرعة يساوي ٦٣ ميل في الساعة بقيادة نظام ذكي سمي نظام RALPH وقد تمكنت السيارة من القيام بالرحلة في ساعات النهار والليل وحتى في الجو الماطر (Pomerleau and Jochem, 1996).

وفي تجربة غير مسبوقة سنة ١٩٩٩، أعطت شركة الفضاء الأمريكية NASA المسؤولية الأساسية في قيادة مركبة الفضاء Deep Space لنظام من أنظمة الذكاء الاصطناعي وكانت المركبة تبعد عن الأرض مسافة

١٦٠ مليون ميل وكانت خطوة لاكتشاف الفضاء دون حاجة للإنسان داخل المركبة.

ولتسهيل التعامل التجاري والمالي عبر الإنترنت في عصر المعلومات أصبح للذكـــاء الاصطناعي كذلك دور هـــام خصوصـــاً في تلقي طلبات العملاء وإعطاء المعلومات المطلوبة وحتى تغيـــيرخصائص بعض المعروضات لتتوافق مع رغبة العملاء (Hendler 1999, Budzik and Hammond 2000).

وفي المجال الطبي، ظهر عدد من أنظمة الذكاء الاصطناعي لمساعدة الطبيب على تشخيص الأمراض، ووصف الدواء، ومتابعة حالة المرضى. حتى الميدان التربوي استفاد من هذا العلم الجديد، فقد برزت العديد من البرامج التي تساعد الطلاب على المذاكرة أو حتى الاستماع للسؤال ثم الإجابة عليه (ضمن مجال محدود) (Leake and Kolodner 2001).

واتسعت رقعة تطبيقات الذكاء الاصطناعي لتشمل حتى ميادين الخلق والإبداع وفي هذه الميادين بالذات لازالت الجهود حثيثة للوصول إلى القناعة الكافية على أن بإمكان نظـــام اصطنـــاعي الارتقـــاء إلى درجـــة الإبـــداع (Hofstadter, 1985). ومن المحاولات التي حالفها النجاح نذكر من الأنظمة الذكية نظاماً لاكتشـــاف نظريـــات

رياضيـــة مفيـــدة (Lenat, 1979)، نظـــام للرســـم (Cohen, 1995)، ونظاماً يقوم بتفسيرات إبداعية (Schank and Leake, 1989).

وهناك تطبيقات كثيرة أخرى لا يتسع المجال لذكرها كلها وكثير منا يتعامل مع بعضها دون أن يدري، كبعض أنواع أجهزة التصوير والفيديو والمكيفات وترس نقل الحركة (Transmission) في بعض السيارات الجديدة.

١,٣ فروع الذكاء الاصطناعي

للذكاء الاصطناعي فروع عديدة متفق عليها وأخرى قابلة للنقاش والسبب وراء الاختلاف هو فلسفي أكثر من أي شيء آخر. فبعض الباحثين يرون أن الذكاء الاصطناعي هو مجال هندسي، وآخرون يرونه كمجال علمي بحت. فكل فريق وحسب مجاله يرى فروع الذكاء من منطلق مختلف، على أن الجميع يرى أن تطبيقاته تتعدى حدود المجالات الدقيقة علمية كانت أم هندسية. وفي هذا الكتاب سنكتفي بتغطية فقط الفروع الشائعة والعامة ولن نتطرق من قريب أو من بعيد إلى بقية الفروع.

سبق وأن ذكرنا أن الدافع أو الهدف من وراء الذكاء الاصطناعي هو الوصول إلى آلات ذكية دون اللجـــوء، أو حتى محاولة، تقليد جزئيات التركيب المعقدة للعقل البشري، والاقتصار على محاولة فهم

كيف يعالج العقل المعلومات إضافة إلى محاولة فهم الأسس العامة للذكاء. وباختلاف الفهم لهذين العنصرين يختلف التصور لحل معضلة الذكاء الاصطناعي ومن هنا جاءت الفروع المتعددة التي سنتطرق إلى شرح خمسة منها في هذا الكتاب وهي: الشبكات العصبية الاصطناعية (Artificial Neural Networks)، منطق الغموض (Fuzzy Logic)، الأنظمة الخبيرة (Expert Systems)، الخوارزميات الوراثية (Genetic Algorithms) والإنسان الآلي (Robot).

١,٣,١ الشبكات العصبية الاصطناعية

تعتبر الشبكات العصبية الاصطناعية في الأساس محاولة لمحاكاة العقل البشري وهي ترتكز على فكرة أنه بالإمكان استخلاص بعض الخصائص الأساسية للعقل البشري وتبسيطها ومن ثم استعمالها لمحاكاة العقل. وأهم هذه الخصائص هي التوصيلات أو الربط (Connections) بين الخلايا العصبية والتي برهن مختصو علم الأعصاب أنها مخزن المعلومات في العقل وأهم أجزائه. فالعقل البشري يخزن المعطيات ويتعلم المعلومات الجديدة عن طريق تقوية أو إضعاف الربط بين الخلايا العصبية العديدة.

والهدف الأول من الشبكات العصبية الاصطناعية هو تعلم كيفية التعرف على أنماط معينة في مجموعة من البيانات. فبعد أن يقع تدريب الشبكات العصبية على عينات من البيانات يصبح لها القدرة على التنبؤ

بأنماط شبيهة في بيانات أخرى مختلفة عن التي دربت عليها وبالتالي لها القدرة على التعلّم وهي أهم مواصفات الذكاء.

فمثلاً، لو مددنا الشبكات العصبية بمعلومات عن الطاقة الكهربائية المستهلكة في السنوات الماضية ودربناها عليها سيصبح بإمكانها أن تتنبأ بالاستهلاك المستقبلي رغم التعقيدات التي تحف بهذا الميدان من تغير عدد السكان وتأثيرات الطقس وتغير لأعداد المشتركين في شركة الكهرباء، الخ. فهي قادرة على التعرف على نمط العلاقات المعقدة التي قد لا تكون واضحة حتى بالنسبة للخبراء.

وإذا كانت الشبكات العصبية بهذه القدرة على التعلم والتعميم حتى في المجالات المعقدة، رغم أنها لا تستعمل أكثر من بضع مئات من الخلايا العصبية الاصطناعية على أقصى تقدير فما بالك بالعقل البشري الذي يتكون من بضع بلايين من هذه الخلايا؟.

١,٣,٢ منطق الغموض

فكرة منطق الغموض فكرة شرقية بحتة وسنرى أهمية ذلك لاحقاً وقد أتى بها لطفي زاده في أواخر الستينيات الميلادية. أساس الفكرة أن الإنسان لا يتعامل في شؤون حياته بالأرقام والمعطيات الدقيقة ولكنه قادر على اتخاذ قرارات صعبة وقادر على التعامل مع أوضاع كثيرة بنجاح. فنحن، لنتعرف على شخص رأيناه سابقاً، لسنا في حاجة لتخزين بيانات

دقيقة عن طوله ولونه ولباسه ووزنه وغيرها من التفاصيل ولكن قلما نفشل في التعرف على شخص سبق وان رأيناه أو تحدثنا معه ولو لبضع دقائق.

من هنا، رأى لطفي زاده أنه إذا كان الإنسان يتعامل بذكاء مع محيطه رغم أن ما يخزن في عقله لا يتعدى العموميات وأحياناً تكون عموميات غامضة، فهذا دليل على أن الدقة المتناهية والتفاصيل الصغيرة والأرقام ليست أساسية للوصول لآلات ذكية بما أنها لم تكن أساسية لذكاء البشر.

فلماذا نجح الإنسان و لم تنجح الآلة؟ يرى لطفي زاده أن السبب هو "اللغة". فاللغة تعطي للإنسان القدرة على التعبير على حالات معينة بإيجاز في حين يتطلب وقت كبير لوضعها في شكل أرقام حتى يتسنى للحاسوب فهمها ثم التعامل معها.

فإذا أردنا مثلا أن نعلم الحاسوب معنى "رجل طويل" كان لزاماً علينا أن نعطي أرقاماً دقيقة ونقول على سبيل المثال الرجل الطويل هو من يزيد طوله على ١,٨٠م. هذا أمر سهل. لكن ما رأي الحاسوب في رجل طوله ١,٧٩م؟؟ طبعاً رجل ليس طويل! ومن هنا تبرز مسألة المنطق العادي وغياب اللغة.

وليس من الغريب أن نسمع أحدهم يصف آخر ويقول "هو ليس بطويل وليس بقصير" فنحن نفهم بالضبط ما يعني تماماً كما نفهم إذا قيل لنا "أن الطقس ليس ببارد ولا بحار" هذه الجمل تتنافى مع المنطق الكلاسيكي الذي يرتكز على "صح" و "خطأ" ولا شيء غيرهما. وهو نفس المنطق الذي بُني عليه الحاسوب — وهذه فكرة غريبة لأن الغربيين نادراً ما يسمحون بالمساحة الرمادية (عكس الشرقيين).

فمنطق الغموض جاء ليعوض المنطق الثنائي بمنطق آخر أقرب للإنسان، فيه كل الدرجات وليس الصفر والواحد فقط. فإذا أردنا أن نصنف شخص طوله ١،٨٠م يمكن أن نقول أنه طويل جداً بدرجة $\frac{0.2}{1}$ وطويل بدرجة $\frac{1}{1}$ وقصير بدرجة $\frac{0}{1}$ أو أي تصنيف آخر شبيه بهذا. المهم أن هذا المنطق يسمح بتعدد التصنيف وهذا أقرب للتفكير البشري وأقدر على جعل الآلة أكثر ذكاءً من المنطق الكلاسيكي لأنه يتعامل مع الغموض والتعقيد بنجاح أكبر.

١,٣,٣ الأنظمة الخبيرة

إذا كانت الشبكات العصبية الاصطناعية محاولة لمحاكاة تركيبة العقل عند الإنسان وإذا كان منطق الغموض محاولة لاستعمال "اللغة البشرية" لجعل الآلة أذكى في التعامل مع المحيط فإن الأنظمة الخبيرة — كما يفهم من اسمها - كانت محاولة لمحاكاة المخزون أو التجارب التي

يملكها خبير ما في ميدان ما. فهذه الأنظمة – كالخبراء من البشر– خبيرة في ميدان محدد جداً وبالتالي لكل ميدان أنظمة خاصة.

في الميدان الصناعي، يعتبر هذا الفرع من أكثر فروع الذكاء الاصطناعي نجاحاً وتطبيقاً وفي نفس الوقت أغلاها ثمناً وإلى حد ما أصعبها. ويهدف هذا الفرع إلى نقل تجارب الخبراء في موضوع محدد وتخزينها في الحاسب الآلي ليصبح هذا الأخير مرجعية أو مستشاراً في هذا الموضوع.

مثلاً، إذا طلبنا من طبيب مختص في أمراض القلب أن يعطينا بالتفصيل خبرته في التشخيص ووصف الدواء (وهذا صعب) وأن يضعها على الشكل التالي:

إذا كان التحليل المخبري (كذا) وكان سن المريض (كذا) وكانت دقات القلب (كذا) و... و...

إذاً حالة المريض (كذا) ودواءه (كذا).

إذا كان بالإمكان "عصر" كل هذه التفاصيل من طبيب ذي خبرة فإنه بالإمكان تخزينها كقوانين في برنامج في الحاسب الآلي. إضافة إلى هذه المعلومات يقع مد البرنامج الحاسوبي بكيفية استنباط القرارات إذا ما واجهته حالة لا يملك عنها معلومات كافية. ويكتمل المشروع بتصميم وسيلة التخاطب بين الحاسوب والمستعمل. عند استيفاء كل هذه الجوانب

يصبح بالإمكان إدخال نتائج التحاليل وسن المريض وعدد دقات القلب وغيرها من المعطيات في الحاسوب الذي بدوره يشخص المرض ويصف الدواء. ويصبح هذا الحاسوب "خبيراً" في تشخيص أمراض القلب. إذا أردنا تشخيص مرضاً آخراً يجب أن نصمم نظاماً آخراً لهذه المهمة وهكذا.

فهذا النوع من الذكاء الاصطناعي يحفظ الخبرات البشرية التي يمكن تطويرها كل ما توفرت خبرات جديدة وإذا ما صمم بطريقة جيدة فإنه يفوق الخبير البشري لأنه لا يخطئ ولا يتعب ولا ينسى إضافة إلى سرعته الفائقة وإمكانية استعماله في أماكن عديدة في نفس الوقت. لكن تقابل كل هذه الإيجابيات صعوبة نقل الخبرة البشرية بحذافيرها إلى الحاسوب، أضف إلى ذلك أن في كثير من الأحيان يتخذ الخبير البشري قراراً صائباً دون أن يستطيع تفسير الدوافع، ولا يمكنه أن يضع لكل قراراته قوانين سهلة وهنا تكمن الصعوبة.

١,٣,٤ الخوارزميات الوراثية

انبثقت فكرة الخوارزميات الوراثية من نظرية النشوء والارتقاء وهي نظرية التطور التي نادى بها داروين. ونظرية التطور هذه لاقت فشلاً ذريعاً عندما كان موضوعها الإنسان لكنها نجحت بشكل ملفت عندما استغلت في التعامل مع الأرقام والحساب. ولعل أهم مزايا هذا النوع من

الذكاء الاصطناعي هي القدرة الكبيرة في معالجة موضوعـــات الاستقصاء (Search) والقدرة الفائقة في تحقيق الأمثليـــة (Optimization) خاصة في المسائل المعقدة. وكل المصطلحات المستعملة في هذا الميدان هي مصطلحات عادة ما تستعمل مع البشر أو الكائنات الحية ولكنها استعيرت ربما لتسهيل المفاهيم أو ربما لتشابهها مع ما ينطبق على الجينات الحية.

في رحلة الاستقصاء للوصول للحل الأمثل لمسألة معينة يبدأ برنامج الخوارزميات الوراثية بطرح عدد من الحلول العشوائية ويرمّزها في شكل شفرة ثنائية (Binary Code) تسمى كروموسوم (Chromosome) وتسمى هـــذه المرحلـــة مرحلـــة سكان البدايـــة (Initial Population). بعد ذلك يحدد البرنامج مدى لياقة أو أهلية (Fitness) كل حل من الحلول. وبما أن هذه النظرية تعتمد مبدأ البقاء للأقوى فإن "السكان" الضعفاء ستكون احتمالية اندثارهم أقوى من احتمالية البقاء، وتسمى هذه المرحلة مرحلة الانتقاء (Natural Selection).

ثم تقع عملية التناسل (Reproduction)، فيختار البرنامج عدداً صغيراً من السكان (الحلول المنتقاة) وبطريقة عشوائية يزوج كل اثنين. ويتمثل الزواج في تبادل أجزاء من الرقم الثنائي بين الزوجين لتكون النتيجة أرقاماً جديدة مختلفة لكنها تحمل بعض خصائص الأرقام القديمة.

بعد ذلك، يختار البرنامـــج عـــدداً صغـــيراً جداً من السكان ويغيرها تغييرا مفاجئاً (Mutation) ليعطي عناصرَ جديدة للسكان وبالتالي "حلولاً" أخرى للمسألة. بانتهاء هذه المرحلة يكون السكان قد تغيروا ويعرضون إذاً لامتحان اللياقة، ثم الانتقاء، فالتناسل، فالتغير المفاجئ، وتعاد العملية إلى أن تصل لياقة السكان أعلى مستوياتها وهذا يعني أن البرنامج وصل إلى الحل الأمثل للمسألة التي يريد حلها.

فالخوارزميات الوراثية، إذاً، تمدنا بوسيلة سهلة لكنها فعالة للوصول إلى الحل الأمثل لمشاكل عديدة وهناك عدد من الباحثين يدرسون الآن تطبيق هذه الطريقة لجعل الحاسوب يطور برامجه بنفسه ليصل إلى برامج متطورة جداً دون أن يكون للإنسان دخل في ذلك.

١,٣,٥ الإنسان الآلي: "الروبوت"

إن مصطلح الإنسان الآلي أو الروبوت معروف و شائع عند الجميع. وحتى الأطفال اليوم يعرفونه من خلال عدد كبير من ألعابهم وبرامج الصور المتحركة وغيرها من برامج الأطفال. أما علمياً، فيُعرَّف الروبوت على أنه "كل عامل اصطناعي نشيط يكون محيطه العالم الطبيعي". وهذا هو التعريف الدقيق للروبوتات الحقيقية والتي تتمتع باستقلالية الحركة والقرار. ورغم أن عدداً من الروبوتات العاملة وقع اختراعها منذ القرن الثامن عشر إلا أن الروبوت الحديث والذي يعمل

تحت تحكم الحاسب الآلي لم يبدأ اختراعه قبل سنة 1948م. ومنذ ذلك الوقت، توالت اختراعات متنوعة وكثيرة للروبوت. وغزت هذه الاختراعات مجالات عديدة أهمها المجال الصناعي وخاصة صناعة السيارات ثم بعد ذلك توالت التطبيقات في ميادين عديدة أخرى كالخدمات وغيرها.

وللروبوت تركيبة معقدة تحتاج إلى نظام تحكم لا يقل تعقيداً، مما جعل الروبوت يستعمل تقريباً كل فروع الذكاء الاصطناعي ضمن جهاز التحكم. ويرجع هذا إلى محدودية قدرة أنظمة التحكم الكلاسيكية في التعامل مع التركيبة المتداخلة للروبوت.وقد وُلدت في الواقع بعض فروع الذكاء الاصطناعي بسبب احتياجات ملحة في ميدان التحكم في الروبوت ثم بعد ذلك أصبحت مستقلة. وبالتالي أصبح مجال الذكاء الاصطناعي مرتبطاً ارتباطاً وثيقاً بمجال الروبوت. وعلى الرغم من أن الروبوت في حد ذاته لا يندرج ضمن ميادين الذكاء الاصطناعي إلا أنه لا يمكن للروبوت أن يوجد بمعزل عن الذكاء الاصطناعي وهذا هو السبب الرئيسي في إدراج الروبوت كجزء من هذا الكتاب.

وتمهيداً لطرح جوانب الذكاء الاصطناعي وفروعه المختلفة للمناقشة في الفصول التالية من هذا الكتاب، نُقدم في الفصل التالي استعراضاً لتاريخ الذكاء الاصطناعي وتطوره عبر السنين.

الفصل الثاني

تاريخ الذكاء الاصطناعي

ترجع فكرة الذكاء الاصطناعي إلى العصور القديمة. فقد اهتم العديد من الفلاسفة بمفهوم الذكاء منذ أكثر من ٢٠٠٠ سنة. وحاول هؤلاء دراسة عددٍ من الموضوعات التي تتعلق بهذا المفهوم كالنظر، والتعلم، والذاكرة، والعقلانية وتساءل بعضهم عن إمكانية "خلق" هذه الأشياء. ومنذ أمد طويل اهتم الإنسان بفكرة صنع آلات ذكية تقلد تصرف البشر. ويقدم لنا تاريخ الإغريق والمصريين القدامى دلائلاً على هذه الفكرة القديمة وشغف الإنسان منذ القدم بمعرفة ماهية وطبيعة الذكاء وإمكانية "صنعه". وتزخر أساطيرهم بهذا الفلكلور العجيب الذي أفرزه الخيال البشري منذ أمد بعيد (Dreyfus 1972).

ومع تطور العلوم تطور حلم الإنسان في هذا المجال، وفي القرن السادس عشر، وبعد اختراع آلة الساعة، صنع نفس المخترعون أول حيوان ميكانيكي متحرك تبعه كم هائل من هذه الآلات المتحركة مما دعا عدد من المتطرفين في بريطانيا إلى تحطيم كل الآلات. ودامت الهجمة على هذه الاختراعات من سنة ١٨١١م إلى سنة ١٨١٦م. لقد تسبب هذا الهجوم العنيف في دفع العلماء على التركيز على الموضوعات

النظريـــة. وفي سنـــة ١٨٥٤م وضع جورج بول النظرية الموحدة في علم المنطق والتي دونهـــا في كتابـــه "قوانين التفكير" (The laws of thought) وهذه النظرية تُعرف اليوم بالجبر البـــولاني (Boolean Algebra) والتي انبثق منها المنطق الثنائي المعروف (Binary Logic) والذي يعتبر ركيزة علم الحاسوب إلى يومنا هـــذا (G. Boole, 1854). وفي سنـــــة ١٨٧٣م أصدر العالم البريطاني الكسندر باين كتابه "العقل والجسم: نظريات الترابط بينهما".

في هذا العمل تحدث "باين" عن الذاكرة وعن الشبكات العصبية ووضع أساس علم الشبكات العصبية الاصطناعية (Bain 1873, 1904). وبعد جورج بول والكسندر باين جاء راشفسكي سنة ١٩٣٨م ليستفيد من ســـابقيـــه ويضـــع مـــا يسمـــى بالمنطـــق العصبـــي (Neural Logic) (Rashevsky, 1938). وفكرة هذه النظرية يمكن تلخيصها في أنه بالإمكان نمذجة الدماغ باستعمال المنطق الثنائي الذي وضعه "بول".

رغم كل هذه الأبحاث وعبر كل هذه الفترة الزمنية الطويلة وقوفاً عند سنة ١٩٤٠م لم يتوصل الإنسان لبلوغ الهدف ألا وهو الآلات الذكية والسبب ببساطة هو أن الذكاء الاصطناعي له ركيزتان: الأولى هي مفهوم الذكاء والثانية هي الأداة أو الآلة التي ستكتسب الذكاء وبالتالي رغم النظريات الكثيرة في علم المنطق ونمذجة الدماغ وغيرها، مازال هذا

العلم (أو الحلم) ينقصه أداة قوية قادرة على دفع وتفعيل هذه النظريات. ولم يدم الانتظار طويلاً فقد جاءت سنة ١٩٤١م لتحمل معها أكبر اختراعات القرن على الإطلاق وهو الحاسوب وبه دخل العالم والعلم والذكاء الاصطناعي مرحلة جديدة حافلة بتطورات سريعة ومذهلة.

٢,١ فترة الأربعينيات وظهور الحاسوب

كالعديد من التطورات التقنية، جاء الحاسوب كنتيجة لمجهودات حثيثة في الميدان العسكري. ففي بداية الأربعينيات ميلادية كانت ألمانيا والولايات المتحدة الأمريكية تتسابقان لتطوير حاسوب إلكتروني ليستخدم في فك شفرات العدو ويساعد في الحسابات المعقدة المتعلقة بالقذائف الصاروخية. لكنهما لم يتوصلا إلى بلوغ الهدف إلا بعد نهاية الحرب، وجاءت سنة ١٩٤١م لتحمل معها اختراع أول حاسوب إلكتروني وتعلن عن بداية ثورة معلوماتية هائلة. وقد توصلت ألمانيا والولايات المتحدة الأمريكية لهذا الاختراع في نفس الوقت. فمن الجانب الأمريكي توصل فريق آلن تيُورنق إلى تطوير حاسوب خصيصاً لفك شفرة الرسائل العسكرية الألمانية وأطلق على هذا الحاسوب إسم هيث روبنسن (Heath Robinson). أما من الجانب الألماني، فقد تمكن كونراد زوسي (Konrad Zuse) من تطوير حاسوب قابل للبرمجة أطلق عليه اسم Z-3 وفي سنة ١٩٤٢م تمكن الأمريكيون من خلال جون أتاناسوف وطلابه من تطوير حاسوب الكتروني آخر سمي ABC.

وقد كانت هذه الحواسيب كبيرة الحجم وتحتاج لعدد من الغرف وبرمجتها غاية في التعقيد، إلا أنها أبهرت العالم في ذلك العهد بسرعتها الفائقة في الحساب وأطلق عليها اسم "العقول الإلكترونية الفائقة" (Electronic Super Brains) مما دعا العديد من الأوساط في ذلك الوقت إلى وصفها بأنها "أسرع من اينشتاين".

لكن الاختراق العلمي الحقيقي كان سنة ١٩٥٢م عندما طور ناثنيال روتشستر وفريقه حاسوب IBM701 وكان هذا أول حاسوب يدر أرباحاً مالية. ومنذ تلك الفترة انطلقت شركة IBM لتصبح إحدى أكبر شركات العالم في ميدان الحاسوب. ووصلت مبيعاتها اليوم إلى ١٥٠ بليون دولار سنوياً. وازدهرت صناعة الحواسيب إلى درجة أنها تكوّن حالياً ١٠% من الدخل القومي الأمريكي.

ومع أن اختراع الحاسوب قد أعطى دفعة قوية لكل المجالات العلمية والهندسية إلا أنه كان أكثر تأثيراً في ميدان الذكاء الاصطناعي الذي انتظر مئات السنين أداة لدفع وتفعيل النظريات الكثيرة في هذا الميدان منذ العصور القديمة. وجاء هذا الاختراع المذهل ليضع الذكاء الاصطناعي على عتبة حقبة جديدة تبدو فيها الإمكانات الجديدة غير محدودة.

وفي الفترة التي كان فيها الحاسوب تحت التطوير، لم يتوقف البحث في ميـــــدان الذكاء الاصطناعي، ففي سنة ١٩٤٣م تقــدم الباحثان وورن مكلوك ووولتر بيتس بنموذج لأعصاب اصطناعية وقد اعتمدا في تطوير هذا النموذج على ثلاث ركائز هي:

- أساسيات الفسيولوجية ووظائف الأعصاب في الدماغ.
- التحليل الشكلي لمنطق الفرضيات (Proportional Logic).
- نظريات تيورنق (Turing) للحساب.

وبرهن الباحثان على أن هذا النموذج قادر مثلاً على إيجاد قيمـــة عدد كبير من الدالات عن طريق شبكة من الأعصاب المترابطـــة (McCulloch & Pitts, 1943). كما أنه بالإمكان تنفيذ أي ترابط منطقي بشبكات بسيطة من هذا النوع. ويعتبر هذا العمل الأساس الفعلي لما يعرف اليوم بالشبكات العصبية الاصطناعية. وفي سنة ١٩٤٩م جاء دونالد هاب بقانون بسيط لتغيير الروابـــط بين الأعصـــاب الاصطناعية حتى تكون لها القدرة على التعلم (Hebb, 1949).

٢,٢ الخمسينيات وولادة مصطلح الذكاء الاصطناعي

في بداية الخمسينيات وتحديداً سنة ١٩٥١م تمكن طالب دكتوراه في قسم الرياضيات بجامعة برنستن الأمريكية يدعى مارفن منسكي من تنفيذ أول حاسوب يستعمل الشبكات العصبيـــة الاصطناعيـــة وأطلـــق عليه

اسم SNARK. وقد استخدم هذا الحاسوب ٣٠٠٠ صمام إلكتروني مفرغ من الهواء (Vacuum tube) وجهاز طيار آلي فائض من قاذفة القنابل B-24 فقط لمحاكاة ٤٠ عصب.

وفي نفس الفترة أتى نوربيرت وينر بقانون التغذية الخلفية (Feedback) المعروفة الآن في ميدان التحكم الآلي، وتعتمد عليها تقريباً كل الأجهزة الكهربائية المستعملة في الحياة اليومية. ومن خلال هذه النظرية استنتج نوربيرت وينر أن دوائر التغذية الخلفية هي السبب في كل السلوكيات الذكية.

وجاء صيف سنة ١٩٥٦م الذي نظم فيه جون ماكارثي مؤتمراً امتد شهراً كاملاً بمعهد دارتماوث دعا إليه عدداً من الباحثين في ميدان الذكاء والشبكات العصبية وكان عددهم عشرة، وكانوا من أبرز الأسماء في ذلك الوقت. وكان هدف جون ماكارثي هو تبادل الآراء وتأسيس ميدان جديد للبحث أطلق عليه ولأول مرة اسم الذكاء الاصطناعي (ولم يكن هذا المصطلح موجوداً قبل صيف ١٩٥٦م). ومن ذلك الوقت ومعهد دارتماوث يعتبر مولد الذكاء الاصطناعي وصيف ١٩٥٦م هو يوم الميلاد وجون ماكارثي الوالد، كما اتفق على تسميته.

وشهدت سنة ١٩٥٨م أحداثاً مهمة أولها كان اختراع جون ماكارثي للغة البرمجة المسماة بـ LISP والتي مازالت إلى حد الآن من أهم

لغات البرمجة في الذكاء الاصطناعي رغم مرور ما يقارب نصف قرن على ابتكارها. إضافة إلى لغة LISP، تمكن جون ماكارثي (وكان في جامعة MIT آنذاك) من اختراع نظـــرية المشاركة الزمنية (Time-sharing) والتي أغراه نجاحها بتأسيس شركة (Digital Equip Co. DEC) لتصبح ثاني أكبر شركة حواسيب في العالم. وفي نفس السنة، نشر ماكارثي ورقة علمية تتحدث عن كيفية جعل برامج الحاسوب أكثر ذكاءاً وأغلب ما جاء في تلك الورقة مازال صالحاً إلى يومنا هذا.

لم تكن سنة ١٩٥٨م سنة ماكارثي لوحده (رغم أنه نال نصيب الأسد) فقد شهــــدت نظريات الشبكات العصبية الاصطناعية قفزة مهمة على يد فرانك روزنبلات (Frank Rosenblatt) باختراعه لشبكة البرسبترون أو "المدرك" (Perceptron) والتي جعلت الشبكات العصبيـــة الاصطناعيـــة تلاقي قبولاً أكبر في الأوساط العلمية لسهولة التعامل معها (Rosenblatt, F., 1958, 1960).

٢,٣ الستينيات ومرحلة النضج

تواصلت الأبحاث في ميدان الذكاء الاصطناعي في هذه الفترة وبرزت العديد من التطويرات للنظريات السابقة وإضافة نظريات جديدة. ودخلت بعض المفاهيم إلى مرحلة التنفيذ. بدايـــة الستينيـــات بالذات شهـــدت تطـــوراً كبيراً في نظـــريـــة الشبكـــات العصبيـــة بتحسين

طرق تدريب هذه الشبكات (Widrow and Hoff, 1960, Widrow, 1962) وسُميت هذه الشبكات القابلة للتدريب Adalines وحسّن روزنبلات اختراعه الـ Perceptron.

وشهدت سنة ١٩٦٥م ولادة منطق الغموض (Fuzzy Logic) على يد لطفي زاده (Zadeh, 1965)، والذي كان يؤمن بأهمية اللغة البشرية في تطوير آلات ذكية وسنرى لاحقاً مدى أهمية هذه الفكرة في العديد من المجالات الصناعية.

وحظي ميدان الذكاء الاصطناعي باعتمادات مالية كبيرة فقد أعطت الحكومة الأمريكية لجامعة MIT ٢,٢ مليون دولار لدعم بحوث تخدم وزارة الدفاع. ودخل حيز التطبيق عدد من الأنظمة الذكية منها نظام ELIZA الذي يمكنه الدخول في حوار كلامي جاد مع الإنسان في أي موضوع (Weizenbaum, 1965) وعدد من الأنظمة الذكية الأخرى التي تحل المعادلات الرياضية والمسائل الهندسية وحتى مسائل تتعلق بالتركيبات الجزيئية في علم الكيمياء.

وفي سنة ١٩٦٩م ظهر أول رجل آلي يجمع بين الحركة، والإدراك، والقدرة على حل بعض المسائل وكان يُسمى Shakey. وظهرت في هذه العشرية تطورات كثيرة أخرى في ميادين عديدة دلت على أن هذا الميدان

دخل مرحلة النضج بعد أن كان يقتصر على عدد من الفرضيات والنظريات الحالمة.

٢,٤ السبعينيات والتخصص

تواصلت البحوث في ميدان الذكاء الاصطناعي في السبعينيات لكن ما يميز هذه الفترة هو بروز التخصصات الدقيقة. فنظراً لكثرة النظريات وتشعبها انقسم هذا المجال إلى مجالات متخصصة يركز كل واحد منها على نوع معين من الحلول لمسألة الذكاء. وكان من فوائد هذا التقسيم أن تركزت الجهود في كل ميدان على حده مما ساعد في تقوية "العمود الفقري" لهذا المجال.

٢,٤,١ الشبكات العصبية

تطور هذا الميدان بشكل كبير خاصة بعد أن توصل الياباني كونيميكو فوكوشيما لتطوير أول شبكة متعددة الطبقات سنة ١٩٧٥م وكانت تسمى بالـ Cognitron (Fukushima, 1975) وبذلك أصبحت الشبكات العصبية أكثر مرونة وأقدر بكثير على نمذجة الأنظمة المعقدة وبدأت بذلك تلفت الأنظار إليها بعد أن كانت هناك بعض الشكوك في مدى فعاليتها رغم أنها من أقدم النظريات. وجلب هذا التطور العديد من الباحثين لهذا الميدان الذين ساهموا بدورهم في دفعه إلى مراحل متقدمة جداً.

٢,٤,٢ منطق الغموض

منذ أن نشر لطفي زاده نظريته في سنة ١٩٦٥م لم يلتفت الكثير لهذا المجال و لم يلق أي اهتمام، بل بالعكس، ووجه بكثير من التهكم واعتبر الكثير أن إسم المجال نفسه يدعو إلى التندر. رغم كل هذا، لم يتراجع لطفي زاده عن النظرية ونشر ورقة بحثية أخرى سنة ١٩٧٣م يقترح فيها إمكان تطبيق النظرية في مجال التحكم الآلي (Zadeh, 1973) وفعلاً تمكن الباحثان ممداني والسليان من استعمال منطق الغموض في التحكـــم وبنجاح في محرك بخـــاري (Mamdani and Assilian, 1975). كذلك تم تطبيق نفس الفكرة على معمل لصناعة الأسمنت. وبعد هذا النجاح تهافت الكثير على هذه النظرية معظمهم من اليابان و لم ينتبه الباحثون في أمريكا إلى أهميتها إلا لاحقاً بعد أن قطعت اليابان فيها أشواطاً كبيرة.

٢,٤,٣ الأنظمة الخبيرة

تعتبر فترة السبعينيات عصراً ذهبياً للأنظمة الخبيرة فقد حازت في السنوات السابقة على اهتمام كبير من الباحثين ودعم هام من عدد من الشركات والحكومات. وظهرت في هذه الفترة لغـــة البرمجة المسمـــاة بـــ PROLOG على يد آلان كولمروير في سنة ١٩٧٢م ومازالت إلى اليوم من أهم لغات البرمجة للأنظمة الخبيرة.

تلى ظهور هذه اللغة زخم هائل من الأنظمة الخبيرة منها الأنظمة الخبيرة للفحص الطبي (١٩٧٤م و ١٩٧٩م)، وأنظمة خبيرة لاكتشاف قواعد جديدة في علم الكيمياء وهي أول نتائج علمية يكتشفها الحاسوب وتنشر في مجلات علمية محكمة (١٩٧٥م)، وأول عربة يتحكم فيها حاسوب وتعبر بنجاح مساحة مليئة بالحواجز (١٩٧٩م)، وأنظمة أخرى عديدة لاقت نجاحاً لا يقل عما ذكرناه.

٢,٤,٤ الخوارزميات الوراثية

قبل هذه الفترة لم يكن هناك ميدان بهذا المسمى. لكن في سنة ١٩٧٥ نشر جون هولاند كتاباً يشرح فيه النظرية ويعلن به ولادة فرع من الذكاء الاصطناعي مرتكزاً على نظرية التطور التي جاء بها داروين. وتشهد السنوات اللاحقــة تطوراً ونجاحاً كبيرين لهذا المجال خاصة في ميادين البحث والاستقصاء وتوخي الأمثليه (Search and Optimization) وستستفيد منه حتى الفروع الأخرى للذكاء الاصطناعي.

٢,٥ الثمانينيات: الذكاء الاصطناعي يصبح صناعة

منذ بداية الثمانينيات تسارع نسق البحث والتطوير في هذا الميدان فأصبحت الشبكات العصبية الاصطناعية شائعة وعمت جميع المجالات بعد أن نضجت فكرتها وفرضت نفسها بنجاحها في حل العديد من المسائل. وفي سنة ١٩٨٠م دخلت الخوارزميات الوراثية لأول مرة مرحلة التطبيق.

أما منطق الغموض الذي ولد في الولايات المتحدة فقد أفرز تطبيقات مذهلة في اليابان حيث صممت شركة Hitachi قطاراً لمنطقة سنداي يعمل آلياً بمنطق الغموض سنة ١٩٨٥م وجمع بين السرعة والسلامة والرفاهية. كما صنعت شركة Canon أول كاميرا فيديو ذات تركيز آلي باستعمال منطق الغموض. وصنعت كذلك شركة Matsushita غسالات ومكيفات ذكية. وشركة SONY ساهمت كذلك من خلال صناعة التلفاز الذكي. وحتى شركات السيارات مثل Subaru و Nissan تدافعت على منطق الغموض. وظهر كذلك أول مصعـــد كهربائـــي يستعمل منطق الغموض وكان من صناعة شركة Toshiba.

أما الأنظمة الخبيرة فقد لاقت نجاحاً مماثلاً خصوصاً في الولايات المتحدة. فبعد نجاح أنظمة خبيرة كانت تستعملها شركة DEC سنـــة ١٩٨٢م لتلقي طلبات الشراء من العملاء آلياً، والذي وصل سنة ١٩٨٦م لأن يوفر للشركة قرابة ٤٠ مليون دولاراً سنوياً. وفي سنة ١٩٨٨م كانت الشركـــة تستعمل ٤٠ وحدة من الأنظمة الخبيرة في مجالات عديدة. وكانت شركة Dupont تستعمل ١٠٠ من هذه الأنظمة ولها ٥٠٠ تحت التطوير ووفرت هذه الأنظمة على الشركة قرابة ١٠ مليون دولاراً سنوياً.

وما كان لهذه النجاحات إلا أن تجعل الشركات المنافسة تتهافت على هذه التكنولوجيا الجديدة وانضمت إلى الركب شركة Texas

Instruments و Xerox وغيرهما. وتوصلت قرابة ١٠٠ شركة لتطوير أنظمة رؤية للروبوت (الإنسان الآلي).

ولعل أكبر دليل على نجاح الذكاء الاصطناعي كصناعة في فترة الثمانينات هو أن المبيعات في هذا المجال قفزت من ٤٢٥ مليون دولار في سنة ١٩٨٦م إلى ٢ بليون دولار في سنة ١٩٨٨م (Russel, 1995).

٢,٦ الذكاء الاصطناعي والقرن الجديد

في العقد الأخير من القرن العشرين ومطلع القرن الحادي والعشرين، وبعد النجاحات غير المتوقعة حتى عند القريبين من الميدان اختار عدد كبير من العاملين في هذا المجال الرجوع إلى الوراء ومراجعة النظريات، طبعاً ليس لتغييرها بعد أن برهنت على فعاليتها ولكن لتقنينها ووضعها في إطارها الرياضي والعلمي الصحيح حتى تصبح بالفعل علماً صلباً. وجاء هذا بانقسام الميدان إلى قسمين : قسم نظري يبحث في القواعد الرياضية وأهم مراكزه الجامعات، وقسم تطبيقي يجسم هذه النظريات ويعمل على تطبيقها عملياً وأهم مراكزه الشركات والميدان الصناعي بصفة عامة. ويعتبر هذا الانقسام المحمود خطوة لابد منها إذا أردنا أن يسير الميدان في طريق صحيح. وبعد التشعبات الكثيرة لهذا العلم، الذي أصبح تقنية، أصبح لزاما أن يهتم البعض بالجزء العلمي والبعض الآخر بالجزء التقني.

ولم يؤد هذا الانقسام إلى تراجع في النسق السريع لهذا المجال فقد تواصلت التطبيقات العلمية وظهر إلى الوجود عدد جديد منها وفي ميادين عدة. ففي سنة ١٩٩١م أعلنت الولايات المتحدة أنها استعملت الذكاء الاصطناعي في حرب الخليج في تعبئة الطائرات وتوقيت وتنسيق العمليات العسكرية. كما أن سلاح المقذوف التطوافي (Cruise missile) كان مهيئاً بنظام الذكاء الاصطناعي.

وفي سنة ١٩٩٤م أصبح من الممكن في الولايات المتحدة حجز مقعد في الطائرة عبر الهاتف وبالتخاطب مع الحاسوب PEGASUS وتوفر هذه العملية مبالغاً كبيرة.

ولم تقتصر هذه التطورات على الولايات المتحدة الأمريكية، ففي فرنسا مثلاً وفي سنة ١٩٩٤م وضعت شركة Citröen نظاماً ذكياً مجهزاً بكاميرا لمراقبة حركة السير. وبإمكان هذا النظام تسجيل الحوادث المرورية والاتصال آليا بالأسعاف.

وما دمنا نتحدث عن المرور، فقد طورت جامعة كارنيغي ميلون الأمريكية، كما ذكرنا في الفصل الأول، نظاماً يعمل بالشبكات العصبية الاصطناعية ومجهزاً بكاميرا وقد تمكن هذا النظام الذكي سنة ١٩٩٦م من قيادة سيارة وقطع بها تقريباً كامل المسافة التي تربط شرق أمريكا بغربها

(قرابة ٢٨٠٠ ميل) وبسرعة ٦٣ ميل في الساعة (السرعة المسموح بها قانوناً).

ودخلت تطبيقات الذكاء الاصطناعي حتى الميدان الرياضي وميدان الترفيـــه، كما ذكرنا سابقاً، ففي سنة ١٩٩٦م انهزم قاري كاسباروف بطل العالم للشطرنج لمدة ١٢ سنة أمام الحاسوب المجهز بنظام ذكي يسمي Deep Blue وقد تابع هذه المباراة عدد كبير من الناس. وفي نفس السنة دارت أول بطولـــة رسمـــية لكـــرة القدم وكان اللاعبون روبوتات (Robots) وضمت الدورة ٤٠ فريقاً وحضرها قرابة ٥٠٠٠ متفرج.

وفي سنة ٢٠٠٠م تطور مجال الرجل الآلي وأصبح هذا الأخير يباع في بعض الأسواق تحت مسمى اللعبة الذكية (Smart Toys). وقام رجل آلي برحلة استكشاف في المناطق المعزولة من انتركتكا (Antarctica) بحثـــاً عـــن عينات من الحجر النيزكي. وأخيراً ها هي الطالبة سنثيا بريزيل من جامعـــة MIT تنهي رسالة الدكتوراه حول الآلات الاجتماعية وتقدم لنا KISMET الرجل الآلي صاحب الوجه المعبر عن "أحاسيسه" الداخلية. والبقية تأتـــي.

وسوف نتعرف فيما سيأتي من فصول على فروع الذكاء الاصطناعي، ونبدأ بالشبكات العصبية الاصطناعية.



الفصل الثالث

الشبكات العصبية الاصطناعية

ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

يتسم الدماغ البشري بدرجة عالية من التعقيد. فهذه الكتلة الصغيرة، التي نحملها داخل رؤوسنا ليلاً نهاراً وغالباً ما ننسى وجودها، يعتبرها الكثير أشدّ الأشياء تعقيداً في هذا الكون فهي معقدة في كُنهها وفي تركيبتها وفي وظائفها. وما زال يشوب هذه الحلقات الثلاثة (الكُنه، والتركيبة، والوظائف)، وربما بهذا التدرج، كثير من الغموض.

فأشدّ الحلقات غموضاً هي المتعلقة بالكُنه ولا مجال للشك في أن هذه الكتلة (الدماغ) نعمة كبيرة نحمد الله كثيراً عليها وجهلنا أو معرفتنا بكنهها لن يغير من هذه الحقيقة. أما تركيبتها، فقد توصل العلم لسبر بعض أغوارها والتعرف على عدد من مكوناتها ومازالت الأبحاث جارية في هذا المجال. أما أشدّ الحلقات وضوحاً هي المتعلقة بوظائف الدماغ فقد اتضح للإنسان ومنذُ زمن بعيد أن الدماغ هو مركز الجسم والمتحكم في كل وظائفه بدنية كانت أم نفسية. فقد انبهر الإنسان بوظائف الدماغ قبل أن يعرف كنهه ولا حتى تركيبته.

ومع تطور الحاسبات في الحقبات الأخيرة واتضاح بعض معالم مكونات الدماغ البشري أصبح لدى الكثير من الباحثين رغبة ملحة في "استعارة" مكونات الدماغ ومحاولة برمجتها في الحاسوب أملاً في الارتقاء به (الحاسوب) إلى درجة الذكاء. وبهذه المحاولات ظهرت إلى الوجود ما تُعرف الآن بالشبكات العصبية الاصطناعية. فالشبكات العصبية الاصطناعية، إذاً، هي عبارة على خلايا مترابطة (شبكة) تحاكي، وبشكل مبسط جداً، الخلايا العصبية عند الإنسان.

وقد أثبتت هذه الشبكات العصبية الاصطناعية (بأنواعها المتعددة) نجاعتها في الكثير من الميادين الهندسية والعلمية. وسيُحاول هذا الفصل تسليط الضوء على أهم المسائل المتعلقة بهذا الموضوع ومنها: مكونات الشبكات العصبية الاصطناعية وطريقة تصميمها وتدريبها.

٣,١ الخلية العصبية البشرية

لعله من المفيد، في دراسة الشبكات العصبية الاصطناعية، التطرق ولو بعجاله لمصدر استعارتها ألا وهي الخلايا البيولوجية لدماغ الإنسان. فهذه الخلايا الدماغية طالما أدهشت المتخصصين والمهتمين بهذا الميدان. ومن المفارقات التي تدعوا لهذا الاندهاش أن سرعة الحاسوب تفوق سرعة الخلية العصبية بـــ ١٠ مليار مرة ومع هذا، بإمكان الشخص العادي التعرف على وجه مألوف في عُشرٍ من الثانية ($\frac{1}{10}$) مستعملاً خلايا

عصبية لا تزيد سرعتها على $\frac{1}{1000}$ من الثانية. فبتأمل هذه الأرقام نستنتج أن الحد الأقصى للخطوات التي تتبعها الخلايا لا تزيد عن ١٠٠ أي ($\frac{1000}{10}$) بأي حال من الأحوال. فكيف تتمكن خلايا بطيئة (مقارنة بالحاسوب) من الوصول إلى حلول بسرعة عالية ؟ لم يتوصل العلماء إلى تفسير مقنع ومنطقي سوى أن يكون سرّ قوة هذه الشبكات في طريقة معالجتها للبيانات (Information Processing). فهذه الخلايا العصبية تعالج بياناها بالتوازي (Parallel) مما يكسبها سرعة فائقة.

لقد كانت هذه النتيجة كافية لإغراء الكثير من الباحثين بمحاولة " تقليد " الشبكات العصبية البشرية باستعمال الحاسوب. والمقصود بالتقليد هنا ليس النمذجه (Modeling)، وهذه مهمة صعبة نظراً لما يكتنف هذه الخلايا من غموض وتعقيد (رغم وجود الكثير من المختصين في هذا الميدان)، ولكن المقصود بالتقليد هنا هو تقليد طريقة معالجة البيانات واستعارة بعض مكونات هذه الخلايا وتبسيطها.

تتكون الخلية العصبية البشرية من أجزاء كثيرة. لكن التركيبة الشكلية (Morphological) لهذه الخلية لها ثلاثة مكونات: جسد الخلية (Soma)، المحوار أو محور العصبة (Axon)، والغُصنات (Dendrites)، كما هو موضح في الشكل ٣،١ (Kandel ,1991).

جسد الخلية (Soma):

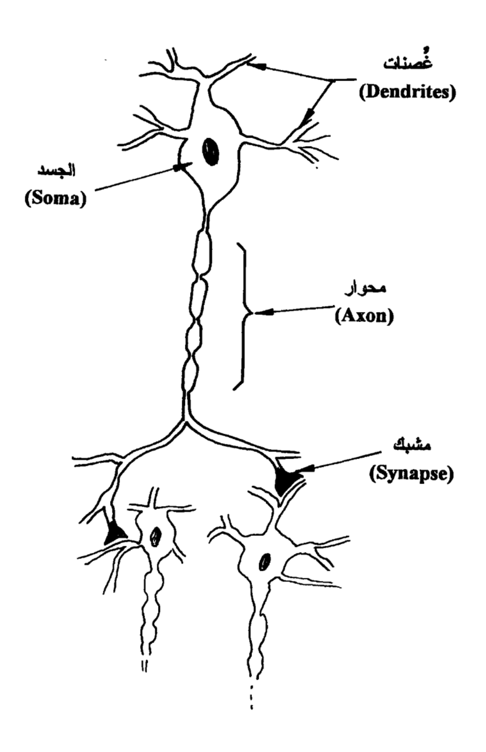
يضم جسد الخلية عدداً من المكونات أهمها النواة (Nucleus) ويزيد قطر الجسد في العادة عن ٥٠ ميكرومتر. ويعتبر الجسد النقطة الأساسية في معالجة المعلومات.

المحوار (Axon):

يعتبر المحوار أداة النقل والتوصيل الأساسية في الخلية العصبية. وهو عبارة عن شكل أنبوبي يبدأ من الجزء السفلي للجسد. ورغم أن قطره لا يزيد عن ١٠ أو ٢٠ ميكرومتر إلا أن طوله يصل إلى المتر أحياناً.

الغصنات (Dendrites):

تتفرع الغصنات من جسد الخلية تماماً كما تتفرع الأغصان من الشجرة. وتترابط هذه الغصنات بمحوارات الخلايا الأخرى في نقاط مهمة تسمى المشابك (Synapses). وتلعب هذه المشابك دوراً أساسياً في ربط الخلايا ببعضها عن طريق إما حركات تحريضية (Excitory Actions) أو حركات مثبطة (Inhibitory Actions) ونجد في الخلية الواحدة ما يقارب ١٠٠٠٠ مَشبك. رغم أن المعلومات عن الخلايا العصبية غير مكتملة وما زلنا نجهل الكثير عنها، إلا أن القليل مما نعرفه كاف لإقناعنا بتعقيدها الشديد. فدماغ الإنسان العادي يحتوي على ألف مليار (10^{12}) خلية عصبية. لكل واحدة منها ما يقارب ١٠٠٠٠ مشبك مع الخلايا الأخرى كما سبق ذكره. فمجرد محاولة تخيل هذه الشبكة العجيبة ليس بالأمر السهل.

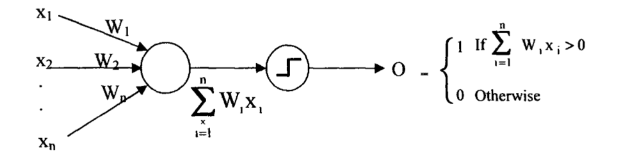


شكل ٣,١ مكونات الخلية العصبية البشرية

٣,٢ الخلية العصبية الاصطناعية

لم يكن التعقيد الذي تتسم به الخلايا العصبية البشرية مانعاً من الاستفادة منها في مجال الحاسوب. فقد اتضح أنه بالإمكان تبسيط مكونات الخلية والاكتفاء مبدئياً ببعض وظائفها واستعمال عدد صغير منها ومن ثَمّ تمثيلها "رياضياً" للحصول على خلايا عصبية اصطناعية.

ويوضح الشكل ٣,٢ أبسط تمثيل للخلية العصبية الاصطناعية وهو عبارة عن وحدة معالجة (Processing Unit) أطلق عليهــا اســم المــدرِك (Perceptron).



شكل ٣,٢ وحدة المدرِك (Perceptron Unit)

في هذا الشكل تمثل المتغيرات $x_1, x_2, \dots, x_n$ المدخلات (inputs) والمتغيــرات $W_1, W_2, \dots, W_n$ الأوزان (weights) أو قوة الترابط وهي التي تحدد مدى مساهمة كل مدخل في الناتج النهائي لوحدة المعالجة. تبدأ عملية المعالجة بضرب كل مُدخل في وزن الترابط بين المدخل ووحدة الجمع (Summation Unit) التي بدورها تجمع كل المدخــلات الموزونــة

(Weighted Inputs) للحصول على القيمة $\sum_{i=1}^{n} W_i x_i$. بعد ذلك، تمرّ هذه القيمة على ما يسمى بالعتبة (Threshold) لتحديد الناتج النهائي. فإذا كانت القيمة $\sum_{i=1}^{n} W_i x_i$ موجبة يكون الناتج النهائي واحداً أما إذا كانت غير ذلك يكون الناتج النهائي صفراً.

باستعمال هذا التمثيل المبسط، يمكن لوحدة المدرك أن تنمذج معظم العمليات المنطقية كعمليات "أو" (OR)، "و" (AND)، "لا – و" (NAND)، "لا – أو" (NOR). للوصول إلى ذلك تحتاج وحدة المدرك إلى تدريب والمقصود بالتدريب هنا هو إعطاء الوحدة بعض المدخلات وبعض المخرجات المرغوبة وذلك حتى تتمكن من تعديل الأوزان (قوة الترابط). وتتم عملية التدريب حسب القاعدة التالية :

$$W_i\,new = W_i\,old + \alpha\,(O_{desired} - O)\,x_i \quad (٣,١)$$

حيث :

الأوزان الجديدة	=	$W_i\,new$
الأوزان القديمة	=	$W_i\,old$
المُخرج المطلوب	=	$O_{desired}$
المُخرج الفعلي	=	O
المُدخل	=	x_i

معدل سرعة الـــتعلم = α

كمثال على ذلك، لنفترض أننا نودّ تدريب وحدة المدرِك لنمذجة العملية المنطقية "أو" (OR). لنبـــدأ عشوائياً باختيار الأوزان لتكون صفراً في البداية وتكون قيمة سرعة التعلم ١. يوضح الجدول ٣,١ العملية المنطقية المراد نمذجتها ويوضح الشكل ٣,٣ المدرِك المراد تدريبه.

في هذه حالة يمكن إعادة كتابة المعادلة (٣,١) على الشكل التالي:

$$W_1 \, new = W_1 \, old + (O_{desired} - O) \, x_1$$

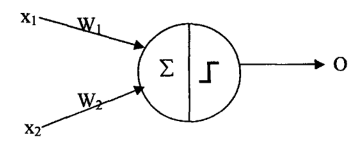
$$W_2 \, new = W_2 \, old + (O_{desired} - O) \, x_2$$

لتدريب الوحدة، تطبق المعادلة على كل المدخلات مع تكـــرار العملية حتى تستقر الأوزان عند قيم محددة لا تتغير بعـــدها. ويوضـــح الجدول ٣,٢ خطوات التدريب. من خلال الجدول نلاحـــظ أن الأوزان النهائية هي : $W_2 = 1 , W_1 = 1$.

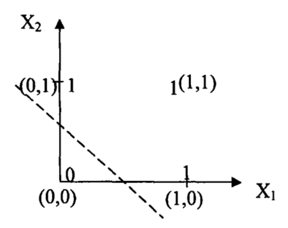
لقد أظهرت وحدة المدرِك نجاعة في حلّ هذه المسائل البـــسيطة وهي مسائل تُعنى بالتصنيف (Classification) و الفـــصل (Separation) فالمتأمل للشكل ٣,٤، يرى أن عملية "أو" هي عبارة عن وضع حدّ فاصل (Boundary) بين مجموعتين مفصولتين أصلاً. وعملية التدريب لا تتعدى البحث عن هذا الخط الفاصل عن طريق اختيار أوزان الترابط.

جدول ٣,١ عملية "أو"

x_1	x_2	$O_{desired}$
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1



شكل ٣,٣ وحدة المدرِك لنمذجة العملية المنطقية "أو"



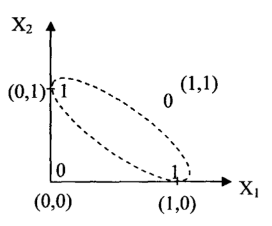
شكل ٣,٤ عملية "أو" والخط الفاصل

جدول ٣,٢ خطوات تدريب المدرِك على عملية "أو"

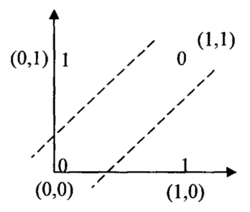
x_1	x_2	W_1old	W_2old	$O_{desired}$	O	error	W_1	W_2
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	0	0	1	0	1	0	1
1	0	0	1	1	0	1	1	1
1	1	1	1	1	1	0	1	1
0	0	1	1	0	0	0	1	1
0	1	1	1	1	1	0	1	1

وبعد مدة من التطبيقات التي بدت ناجعة لوحدة المدرِك، خابت آمال المهتمين بالميدان بعد أن اكتشفوا أن هذه الوحدة غير قادرة على نمذجة العملية المنطقية "أو المقصورة" (XOR) والموضحة في الشكل ٣,٥. فهذه العملية غير قابلة للفصل الخطي وبالتالي لا يمكن لوحدة المدرِك أن تنمذجها.

ومن هنا بَدَى للبعض أن الشبكات العصبية وصلت إلى طريق مسدود لكن مواصلة البحث في الميدان توصلت إلى أنه بالإمكان فصل عملية "أو المقصورة" بطريقة لاخطية كما هو موضح في الشكل ٣,٦. وبذلك ظهرت فكرة استعمال أكثر من خلية عصبية واحدة لتكوين شبكة متكاملة من هذه الخلايا.



شكل ٣,٥ عملية "أو المقصورة" XOR غير القابلة للفصل الخطي



شكل ٣,٦ فصل غير خطي لعملية "أو المقصورة"

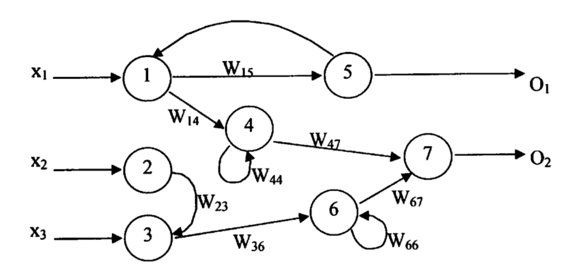
٣,٣ بُنية الشبكات العصبية الاصطناعية

بعد اكتشاف عدم نجاعة استعمال الخلية الواحدة، ظهرت فكـــرة استعمال شبكة كاملة من الخلايا العصبية الاصطناعية. ولتفعيـــل هـــذه الفكرة تم اقتراح أنواع متعددة من هذه الشبكات، أهمهـــا الـــشبكات العصبية ذات التغذيـــة الخلفيـــة (Feedback Networks) (شـــكل ٣.٧

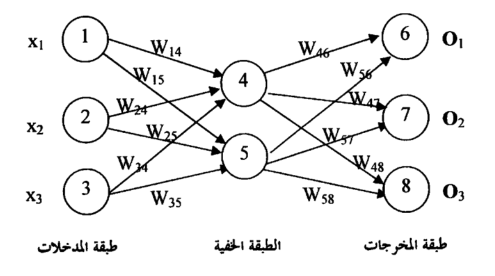
والشبكات ذات التغذية الأمامية (Feed forward networks) (شكل ٣,٨). وهذه الأخيرة هي أكثر الشبكات استعمالا وهي التي سيتم التركيز عليها هنا. في هذه البنية يسمح للإشارة بالتنقل فقط إلى الأمام من المـــدخلات إلى المخرجات – فمخرجات أي من الطبقات لا تؤثر إلاّ في الطبقة التي تليها كما لا يوجد أي ترابط بين خلايا الطبقة الواحدة.

الشبكات التي تتبع نمط التغذية الأمامية تتكون من طبقة المدخلات (Input Layer) وطبقة المخرجـــات (Output Layer) وهمـــا الطبقتـــان الوحيدتان اللتان لهما اتصال بالمحيط خارج الشبكة. إضـــافة إلى هاتـــان الطبقتان تضم الشبكة على الأقل طبقة خفية (Hidden Layer) وسميـــت كذلك لأنها لا تتصل بالمحيط خارج الشبكة ومرتبطة فقط بالطبقة الـــتي تسبقها والتي تليها وتتكون كل من هذه الطبقات من عدد من الخلايـــا العصبية والتي يرمز لها بدائرة للتبسيط كما هو موضح في الشكل ٣,٨.

تمثل الطبقة الأولى من الشبكة المدخلات ولا يتم فيها أي تغيير للقيم المُدخلة. أما الطبقة الخفية فتكون القيم فيها ناتجـــة عن تأثير الأوزان (weights) على المدخلات إضافة إلى نتيجة معالجة الخلايا لهذه القيم. كذلك تكون القيم في طبقة المخرجات ناتجة عن تأثير الأوزان (بين الطبقة الخفية وطبقة المخرجات) إضافة إلى المعالجة التي تقوم بها خلايا هذه الطبقة.



شكل ٣,٧ مثال على الشبكات ذات التغذية الخلفية



شكل ٣,٨ مثال على الشبكات ذات التغذية الأمامية

إذا ما أخذنا كل خلية من الشبكة على حدة، فإن العمليات التي تقوم بها هذه الخلية هي كالتي تقوم بها الوحدة المدرِكة والتي تطرقنا إليها سابقاً مع اختلاف بسيط ولكنه مهم. ففي الخلية المدرِكة كانت المعالجة تتم عن طريق دالة "العتبة" (Threshold). وهذه الدالة ثنائية القيمة (واحد أو صفر) وهذا لا يسمح إلا بنمذجه العمليات الخطية. ولكن حتى تتمكن الشبكات العصبية من نمذجه الأنظمة والعمليات اللاخطية والمعقدة فلابد من إيجاد دالة أو دالات أخرى غير دالة العتبة كما سنوضح لاحقاً.

٣,٤ الشبكات العصبية المراقَبة

تسمى هذه الشبكات بالشبكات العصبية المراقَبة لأنها تحتاج أثناء عملية التدريب إلى مراقب ليبين لها المُخرج المطلوب لكل من المدخلات. ومع مقارنة المُخرج الفعلي مع المُخرج المطلوب تحاول الشبكات تحديث الأوزان (Weights) لتصل في النهاية إلى النتيجة الصحيحة والتي لا تحتاج بعدها لا إلى التدريب ولا إلى هذا الإشراف الخارجي.

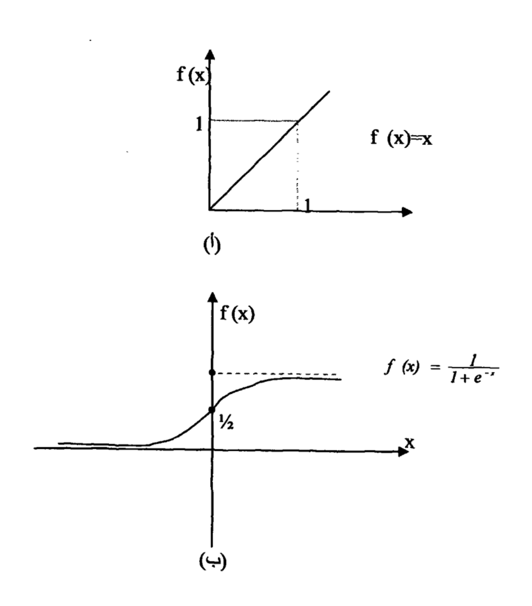
وتتم هذه العملية باستعمال العديد من الطرق والخوارزميات أهمها طريقة "انتشار الخطأ الارتدادي" (Error Back Propagation) والتي تبدأ بإيجاد الخطأ بين المخرج المطلوب والفعلي وترجع بهذا الخطأ ارتدادياً من الطبقة الأخيرة إلى الطبقات الخفية ثم أخيراً إلى طبقة المدخلات. وفي أثناء هذا الارتداد يتم تغيير الأوزان في الاتجاه الذي يدفع بالخطأ إلى النقصان

ومن ثمّة في اتجاه الصفر. وتستعمل هذه الطريقة التدريبية مع الشبكات ذات التغذية الأمامية (Feedforward Networks). وحتى لا يقع أي التباس نحتاج إلى توضيح أن وصف "التغذية الأمامية" يرجع إلى بنية الشبكة و"انتشار الخطأ الارتدادي" يرجع إلى طريقة التدريب التي تستعمل مع هذه الشبكة.

٣,٤,١ دالات التنشيط

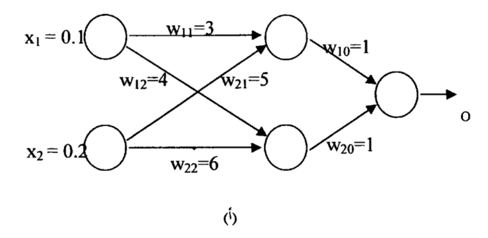
حتى تتمكن الشبكات العصبية المراقَبة من نمذجة وحلّ المسائل اللاخطّية والمعقدة كان لابد من تطوير الطريقة التي تعالج بها الخلية البيانات التي تأتيها. فعوضاً عن دالة العتبة والتي يكون مخرجها واحدً أو صفراً والتي استعملناها في وحدة المدرِك (Perceptron) تحتاج خلايا هذه الشبكات إلى دالة أكثر ملاءمة. وأهم المواصفات التي يجب توفرها في هذه الدالة هي أولاً أن لا تكون ثنائية القيمة وذلك لتكون قادرة على النمذجة اللاخطية وثانياً أن تكون قابلة للتفاضل (Differentiation) وهذا شرط أساسي تفرضه طريقة الانتشار الارتدادي للتدريب. ولأهمية هذه الدالة في معالجة البيانات ، سميت بالدالة التنشيطية أو الدالة التفعيلية (Activation Function) لأنها تمثل رياضياً وصفاً لفعْل الخلية (فعل منع أو تحريض). وتوجد أنواع مختلفة من دالات التنشيط منها الدالة الخطية والدالة السجماوية كما هو موضح في الشكل ٣,٩. وتستعمل الأولى

(الخطية) عادة في خلايا طبقة المخرجات والثانية (السجماويه) في الطبقات الأخرى. ويوضح الشكل ٣,١٠ كيفية عمل هذه الدالات من خلال شبكة اصطناعية مبسطة.

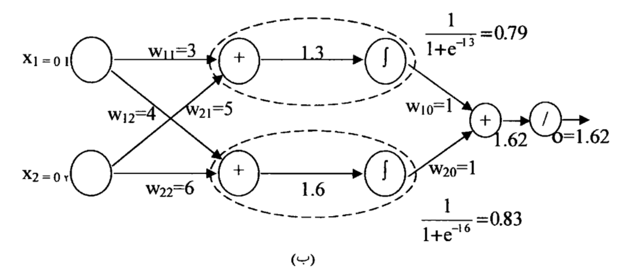


شكل ٣,٩ اثنين من الدالات التنشيطية

(أ) الدالة الخطية (ب) الدالة السجماوية



(أ)



(ب)

شكل ٣,١٠ مثال على عمل الدالات التنشيطية

(أ) الشبكة (ب) تفصيل لخطوات العملية

من خلال المثال نودّ أن نذكر بأن الخلية تقوم بعمليتين في نفس الوقت: الأولى هي عملية جمع لكل الإشارات التي تأتيها من الطبقة السابقة والثانية هي التقييم باستعمال دالة التنشيط التي تحتوي عليها. وتستعمل الشبكة في هذا المثال الدالة السجماوية في خليتي الطبقة الخفية والدالة الخطية في خلية طبقة المُخرج.

٣,٤,٢ خوارزمية التدريب

هناك عدد كبير من الخوارزميات التي يمكن توظيفها لتدريب الشبكات العصبية المراقبة لكن أهمها وأكثرها استعمالاً هـــي خوارزميات الانتشار الارتدادي (Back propagation). وهذه الخوارزميات قد تبدو معقدة في الوهلة الأولى كما سنرى لكنها في الواقع أسهل بكثير (على مستوى الفهم والبرمجة) مما تبدو. وسنحاول في هذا الجزء تبسيط هذه العملية قدر المستطاع دون أن نتشعب في تفاصيلها الكثيرة.

تعتبر عملية الانتشار الارتدادي (ويطلق عليه أيضا مسمى "قانون الدلتـــا" (Delta Rule)) في الأصل اشتقاقا من العملية المعروفة والمسماة "متوسط المربعات الأدنى" (Least Mean Squares) (Rumelhart, 1986). وبالتالي فهي تسعى لتقليل مربع الخطأ عند التدريب. وسنفترض هنا أن الخلايا العصبية الاصطناعية تستعمل الدالة السجماوية كدالة تنشيط لأنه من السهل جداً اشتقاقها كما هو موضح في المعادلة التالية:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \qquad (٣,٢)$$

$$\frac{df(x)}{dx} = f(x)\,(1 - f(x))$$

وتتمتع عملية الانتشار الارتدادي بميزات عدّة أهمها ضمان الحدّ الأدنى لمتوسط مربع الخطأ، وقابليتها للتعامل مع البيانات المشوشة،

وقدرتها على التعامل مع الأنظمة والدالات اللاخطية وغير القابلة للفصل الخطي.

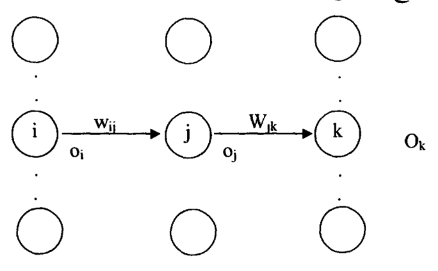
وتتكون هذه العملية من ست خطوات أساسية وهي:

- إعطاء أوزان عشوائية للترابط بين خلايا الشبكة.
- مدّ الشبكة بإحدى المدخلات المعدّة للتدريب.
- تطبيق عملية الانتشار الأمامي لتحديد مخرجات الشبكة.
- مقارنة المخرجات الفعلية مع المخرجات المطلوبة (الصحيحة) وتحديد قيمة الخطأ لكل مُخرج.
- التراجع بالخطأ عبر الشبكة (من المخرجات، للطبقات الخفية، ثم للمدخلات) وتصحيح الأوزان في الاتجاه الذي يضمن تصغير قيمة الخطأ ومن هنا جاءت تسمية الانتشار الارتدادي.
- تصغير إجمالي الخطأ لكل المدخلات المستعملة في التدريب.

لتوضيح طريقة التدريب رياضياً و لتسهيلها قدر الإمكان سنفترض شبكة عصبية ذات ثلاث طبقات (طبقة المدخلات، الطبقة الخفية، وطبقة المخرجات). وسنستعمل المؤشرات k, j, i (بهذا الترتيب) لنبين موقع أي خلية عصبية في الطبقات الثلاثة. إضافة إلى ذلك، سنستعمل الرموز التالية :

المخرج النهائي المطلوب (الصحيح)	t (Target) :
مخرج أي خلية عصبية وفي أي من الطبقات	O (Output) :
دالة التنشيط	*f* (Activation Function)
معدل سرعة التعلم	η (Learning Rate) :
الوزن أو قوة الترابط	W (Weight) :
قيمة الخطأ بين المخرج الصحيح والمخرج الفعلي	δ (Error signal) :

بعض هذه الرموز ستحمل رموزاً سفلية دليليه (Subscripts) حسب الطبقة التي تنتمي إليها الخلية العصبية. فمثلاً : O_j تشير إلى مخرج خلية في الطبقة الخفية و O_k تشير إلى مخرج خلية في طبقة المخرجات، كما تشير W_{ij} إلى وزن ترابط بين خلية في طبقة المدخلات وخلية في الطبقة الخفية. ويوضح الشكل ٣,١١ هذه الرموز.



شكل ٣,١١ الرموز المستعملة في تدريب شبكة ذات ثلاث طبقات

الخطوة الأولى : تبدأ هذه الخطوة عند طبقة المخرجات وفيها سنحتاج إلى معرفة مجموع الإشارات التي تدخل على كل من خلاياها وسنسمي هذا المجموع N وبهذا نحصل على أول معادلة رياضية كالتالي:

$$N_k = \sum_j W_{jk} O_j \qquad (٣,٣)$$

بعد مرور هذه القيمة على الخلية والممثلة في الدالة التنشيطية السجماوية في هذه الحالة يكون مخرج كل خلية في طبقة المخرجات على النحو التالي:

$$O_k = \frac{1}{1+e^{-N_k}} = f(N_k) \qquad (٣,٤)$$

تمثل المعادلة (٣,٤) القيمة الفعلية التي وصلت إليها الشبكة والتي يجب أن نقارنها بالقيمة الصحيحة حتى نعرف مقدار الخطأ ونصححه.

الخطوة الثانية: في هذه الخطوة يتم تحديد مقدار الخطأ (δ) على النحو التالي:

$$\delta_k = (t_k - O_k) f'(N_k) \qquad (٣,٥)$$

وتمثل f' اشتقاق الدالة التنشيطية. وبالرجوع إلى المعادلة (٣,٢) يمكن تبسيـــط المعادلة (٣,٥) لتصبح:

$$\delta_k = (t_k - O_k)\ O_k(1 - O_k) \quad (٣,٦)$$

بالحصول على هذه القيمة يمكن أن نصحح كل الأوزان التي تربط الطبقة الخفية بطبقة المخرجات وبالسرعة المطلوبة حسب اختيارنا لسرعة التعلم η. وتتغير قيمة كل وزن حسب مقدار مساهمته في قيمة الخطأ على النحو التالي:

$$W_{jk} \leftarrow W_{jk} + \eta\, \delta_k O_j \quad (٣,٧)$$

ويرمز السهم "←" إلى عملية التحديث من الوزن القديم إلى الجديد.

<u>**الخطوة الثالثة**</u> : في هذه الخطوة نكون قد وصلنا للخلايا العصبية في الطبقة الخفية لنعيد تقريباً نفس العمليات السابقة. وأولها تحديد قيمة الخطأ في هذه الطبقة:

$$\delta_j = O_j (1 - O_j) \sum_k W_{jk} \delta_k \quad (٣,٨)$$

وبالتالي يتم تحديد الأوزان الجديدة بين طبقة المدخلات والطبقة الخفية باستعمال المعادلة التالية:

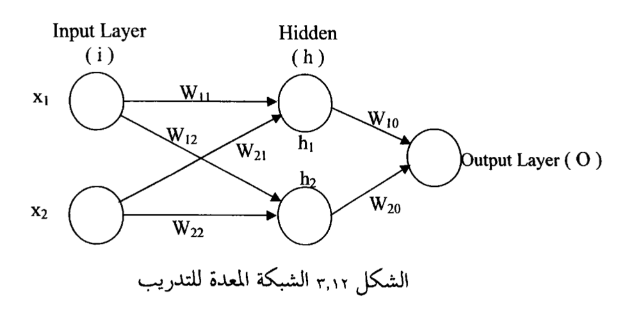
$$W_{ij} \leftarrow W_{ij} + \eta\, \delta_j O_i \quad (٣,٩)$$

ويتم تطبيق هذه الخطوات على كل المدخلات المعدّة للتدريب ولمرات عديدة حتى تصل الشبكة إلى أقل نسبة خطأ ممكنة وعندها تتوقف عملية التدريب وتصبح الشبكة جاهزة للاستعمال.

٣,٤,٣ مثال على تدريب الشبكات العصبية المراقبة

عادة ما يكون الانطباع الأولي عن عملية تدريب الشبكات العصبية الاصطناعية بأنها عملية صعبة ومعقدة. لهذا سنحاول من خلال مثال مبسط توضيح أنها ليست بالصعوبة التي يظنها الكثير.

يوضح الشكل ٣,١٢ الشبكة البسيطة التي نودّ تدريبها ويوضح الجدول ٣,٣ المدخلات والمخرجات التي سنستعملها أثناء التدريب. سنختـــار سرعة التدريب η لتكون ١ فقط لتسهيل العمليات الحسابية. في البداية سنفترض أوزاناً عشوائية ونبدأ باستعمال الصف الأول من جدول المدخلات والمخرجات كما هو مبين في الجدول ٣,٤.



الشكل ٣,١٢ الشبكة المعدة للتدريب

جدول ٣,٣ المدخلات والمخرجات المستعملة للتدريب

x_1	x_2	Target (t)
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

جدول ٣,٤ المعطيات الأولية للتدريب

x_1	x_2	t	W_{11}	W_{12}	W_{21}	W_{22}	W_{10}	W_{20}
0	0	0	1	0	0	1	1	1

* اختيار الأوزان في البداية يكون عشوائياً.

بعد ذلك يتم تمرير المدخلات على الشبكة للوصول إلى المخرجات وهنا سنستعمل المصطلحات التالية:

مجموع المدخلات للخلية الأولى في الطبقة الخفية $= h_{i1}$

مجموع المدخلات للخلية الثانية في الطبقة الخفية $= h_{i2}$

مخرج الخلية الأولى في الطبقة الخفية $= h_{o1}$

مخرج الخلية الثانية في الطبقة الخفية $= h_{o2}$

مجموع المدخلات لخلية طبقة المخرجات $= N$

المخرج الفعلي للشبكة $= O$

وبالتالي نحصل على القيم التالية:

$$h_{i1} = W_{11} x_1 + W_{21} x_2$$
$$= (1)(0) + (0)(0) = 0$$
$$h_{i2} = W_{12} x_1 + W_{22} x_2$$
$$= (0)(0) + (1)(0) = 0$$

$$h_{O1} = \frac{1}{1 + e^{-h_{i1}}} \qquad (٣,١٠)$$

$$= \frac{1}{1 + e^{-0}} = 0.5$$

$$h_{O2} = \frac{1}{1 + e^{-h_{i2}}} \qquad (٣,١١)$$

$$= \frac{1}{1 + e^{-0}} = 0.5$$

باستعمال المعادلة (٣,٣) يمكننا الآن الحصول على مجموع الإشارات التي تدخل على خلية طبقة المخرجات كالتالي:

$$N = W_{10} h_{O1} + W_{20} h_{O2} \qquad (٣,١٢)$$
$$= (1)(0.5) + (1)(0.5)$$
$$= 1$$

وبهذا يكون المخرج الفعلي للشبكة:

$$O = \frac{1}{1+e^{-N}} = \frac{1}{1+e^{-1}} \quad (٣,١٣)$$

$$= 0.73106$$

نحن نعرف أن هذه النتيجة الأولية بعيده عن النتيجة المطلوبة ولذلك نحتاج لتعديل الأوزان للاقتراب من الهدف. لتحديد مقدار الخطأ في النتيجة، سنستعمل المعادلة (٣,٦):

$$\delta_O = (t - O)O(1 - O)$$

$$= (0\text{-}0.73106)\ (0.73106)\ (1\text{-}0.73106)$$

$$= -0.14373$$

باستعمال هذه القيمة يمكننا الآن تعديل الأوزان التي تربط بين الطبقة الخفية وطبقة المخرجات باستعمال المعادلة (٣,٧) كالتالي:

$$W_{10} \leftarrow W_{10} + \eta\delta_O h_{O1}$$

$$= 1 + (1)\ (-.14373)\ (0.5)$$

$$= 0.\ 92813$$

$$W_{20} \leftarrow W_{20} + \eta\delta_O h_{O2}$$

$$= 1 + (1)\ (-.14373)\ (0.5)$$

$$= 0.\ 92813$$

عند هذه النقطة نكون قد تراجعنا من مستوى طبقة المخرجات إلى الطبقة الخفية. وسنواصل على نفس النهج في اتجاه طبقة المدخلات. يمكننا الآن تحديد قيمة الخطأ التي ساهمت بها الطبقة الخفية باستعمال المعادلة (٣,٨):

$$\delta_{h_1} = h_{O1}(1 - h_{O1})W_{10}\delta_O$$

$$= (0.5)\ (1\text{-}0.5)\ (.92813)\ (-0.14373)$$

$$= -0.03335$$

$$\delta_{h_2} = h_{O2}(1 - h_{O2})W_{20}\delta_O$$

$$= (0.5)\ (1\text{-}0.5)\ (0.92813)\ (-0.14373)$$

$$= -0.03335$$

ويمكن الآن استعمال المعادلة (٣,٩) لتعديل الأوزان الباقية كالتالي:

$$W_{11} = W_{11} + \eta\delta_{h_1}x_1$$

$$= 1 + (1)\ (-0.03335)\ (0)$$

$$= 1$$

$$W_{12} = W_{12} + \eta\delta_{h_2}x_1$$

$$= 0 + (1)\ (-0.03335)\ (0)$$

$$= 0$$

$$W_{21} = W_{21} + \eta\delta_{h_1}x_2$$

$$= 0 + (1)(-0.03335)(0)$$

$$= 0$$

$$W_{22} = W_{22} + \eta\delta_{h_2}x_2$$

$$= 1 + (1)(-0.03335)(0)$$

$$= 1$$

نلاحظ هنا أن الأوزان لم تتغير وهذا طبيعي لأن المدخلات كلها تساوي صفر. لكن سيتغير الوضع مع المدخلات الأخرى. يحتوي الجدول ٣,٥ على حوصلة لنتائج المرور الأول.

جدول ٣,٥ نتائج المرور الأول في عملية التدريب

x_1	x_2	t	W_{11}	W_{12}	W_{21}	W_{22}	W_{10}	W_{20}
0	0	0	1	0	0	1	0.92813	0.92813

سنأخذ الآن الصف الثاني من الجدول ٣,٣ ونعيد تدريب الـــشبكة بنفس الطريقة السابقة وباتباع نفـــس الخطـــوات. إذاً البيانـــات الـــتي سنستعملها في التدريب هي:

$$x_1 = 0\ ,\ x_2 = 1\ ,\ t = 1$$

باستعمال هذه القيم والأوزان التي تحصلنا عليها في المرحلة السابقة تكون نتائج التدريب كالتالي:

$$h_{i1} = (1)(0) + (0)(1) = 0$$

$$h_{i2} = (0)(0) + (1)(1) = 1$$

$$h_{O1} = \frac{1}{1 + e^{-0}} = 0.5$$

$$h_{O2} = \frac{1}{1 + e^{-1}} = 0.73106$$

$$N = (0.92813)(0.5) + (0.92813)(0.73106)$$

$$= 1.1426$$

$$O = \frac{1}{1 + e^{-1\ 1426}} = 0.7582$$

$$\delta_O = (1 - 0.7582)\ (0.7582)\ (1 - 0.7582)$$

$$= 0.04435$$

$$W_{10} \leftarrow 0.92813 + (1)\ (0.04435)\ (0.5)$$

$$= 0.95030$$

$$W_{20} \leftarrow 0.92813 + (1)\ (0.04435)\ (0.73106)$$

$$= 0.96056$$

$$\delta_{h_1} = (0.5)\ (1 - 0.5)\ (0.9503)\ (0.04435)$$

$$= 0.01054$$

$$\delta_{h_2} = (0.73106)\,(1-0.73106)\,(0.96056)\,(0.04435)$$

$$= 0.00838$$

$$W_{11} = 1 + (1)\,(0.01054)\,(0)$$

$$= 1$$

$$W_{12} = 0 + (1)\,(0.00838)\,(0)$$

$$= 0$$

$$W_{21} = 0 + (1)\,(0.01054)\,(1)$$

$$= 0.01054$$

$$W_{22} = 1 + (1)\,(0.00838)\,(1)$$

$$= 1.00838$$

ويحوصل الجدول ٣,٦ هذه العمليات.

جدول ٣,٦ نتائج المرور الثاني في التدريب

x_1	x_2	t	W_{11}	W_{12}	W_{21}	W_{22}	W_{10}	W_{20}
0	1	1	1	0	0.01054	1.00838	0.9503	0.96056

تقتضي عملية التدريب أن نعيد نفس الخطوات مرات عديدة لنحصل على أقل قيمة للخطأ ويوضح الجدول ٣,٧ الأوزان بعد إعادة العمليات السابقة قرابة الألف مرة وكما نرى في الجدول ٣,٨ أصبحت النتائج الفعلية قريبة جداً من النتائج المطلوبة.

جدول ٣,٧ الأوزان النهائية

W_{11}	W_{12}	W_{21}	W_{22}	W_{10}	W_{20}
-3.5402	4.0244	-3.5248	4.5814	-11.9103	4.6940

جدول ٣,٨ مقارنة بين النتائج الفعلية والمطلوبة

x_1	x_2	Target (t)	Output (O)
0	0	0	0.0264
0	1	1	0.9867
1	0	1	0.9863
1	1	1	0.9908

من خلال المثال السابق، نرى أن صعوبة التدريب لا تكمن في فهمه ولكن في المجهود الذي يتطلبه خصوصاً مع تكرار العمليات أحياناً لآلاف المرات ولهذا السبب تتم هذه العملية عادة باستعمال الحاسوب.

٣,٤,٤ قضايا إضافية في تدريب الشبكات العصبية

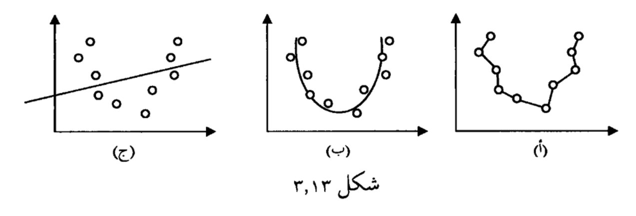
من الميزات المهمة التي تتمتع بها الشبكات العصبية الاصطناعية هي قدرتها الفائقة على نمذجة الأنظمة والدالات المعقدة إضافة إلى نجاعتها في مسائل التوقع والاستقراء. لكن عند التعامل مع هذه الشبكات يجب

الانتباه إلى بعض القضايا المهمة خصوصاً عند التصميم والتدريب. ومن هذه القضايـــا : التدريب المفرط (Overfitting)، التدريب الناقص (Underfitting)، اختيار حجم الشبكة، معايرة البيانات (Normalization)، سرعة التعلم (Learning Rate)، والتدريب باستعمال كمية التحرك أو الزخم (Momentum). وعدم الانتباه لأي من هذه القضايا يؤدي إلى شبكات عصبية ناقصة أو عديمة الفعالية.

أ- التدريب المفرط والتدريب الناقص

إن من أهم ميزات الشبكات العصبية الاصطناعية هي قدرتهـــا علـــى التعميم (Generalization) فبتدريبها على بعض البيانات أو الأنماط تصبح قادرة على التعرف على أنماط جديدة. لكن في حالة التدريب الناقص تكون الشبكات العصبية غير قادرة على التعميم لأنها لم تتعرف بشكل جيد على الأنماط خلال عملية التدريب. وفي حالة التدريب المفرط تفقد هذه الشبكات كذلك قدرتها على التعميم لأنها تتجاهل كل الأنماط الجديدة، وتركز فقط على الأنماط التي تعرفت عليها خلال التدريب. والتدريب الصحيح هو الذي يمكّن الشبكات من التعرف على الأنماط خلال التدريب دون التركيز عليها تركيزاً مفرطاً حتى يكون لهذه الشبكات مجالاً كافياً لاتخاذ قرارات سليمة عند التعامل مع الأنماط الجديدة.

ففي الشكل ٣,١٣ تمثل الدوائر البيانات المستعملة في التدريب ويمثل الخط المتواصل الملاءمة (Fitting) التي توصلت إليها الشبكات العصبية بعد التدريب. ففي حالة التدريب الناقص، ومن خلال الشكل ٣,١٣ج نرى أن الشبكات العصبية لم تتمكن بعد من التعرف على الأنماط الموجودة في البيانات. أما في الشكل ٣,١٣ أ فقد زاد التدريب عن اللازم مما دفع بالشبكات العصبية إلى تجاوز التعرف على الأنماط إلى التعرف حتى على التشويش (Noise) الموجود فيها.



شكل ٣,١٣

(أ) تدريب مفرط (ب) تدريب سليم (ج) تدريب ناقص

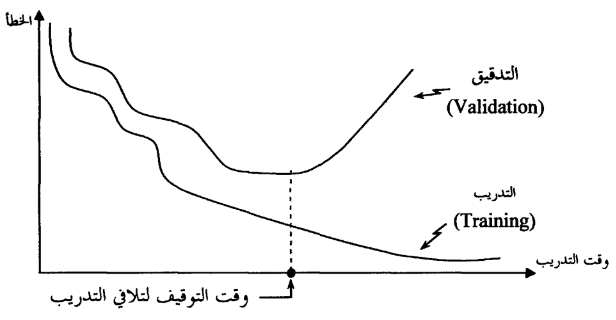
لتلافي هذه المسائل في التدريب، هناك عدد كبير من الطرق والتعليمات، أهمها التوقيف المبكر للتدريب (Early Stopping). وفي هذه الطريقة، تُقسم البيانات إلى ثلاثة أقسام: ثلـــث للتدريب (Training)، وثلـــث للتدقيق (Validation)، وثلث آخر للاختبار (Testing). لا تستعمل الشبكات العصبية سوى الثلث الأول أثناء التدريب. لكن مع نهاية كل حقبة تدريبية يتم استعمال الثلث الثاني من البيانات فقط لمعرفة

مقدار خطأ الشبكات في التعرف على الأنماط التي ربما لم تتعرض إليها في بيانات التدريب. وبعد تحديد الخطأ تعود الشبكات إلى التدريب باستعمال الثلث الأول دون أن يتأثر مسار التدريب وتحديث الأوزان بنتيجة التدقيق. وعلى امتداد حقبات التدريب يمكن للمصمم معاينة مقدار خطأ الشبكات أثناء التدريب إضافة إلى معاينة الخطأ من مرحلة التدقيق.

عادة يكون الخطآن في حالة تناقص لكن بعد فترة محدودة يبدأ خطأ التدقيق في الزيادة مع استمرار خطأ التدريب في النقصان. تمثل هذه النقطة بداية التدريب المفرط وعندها يجب إنهاء التدريب ويوضح الشكل ٣,١٤ هذه النقطة. بعد إنهاء التدريب يمكن للمصمم استعمال الثلث الآخر من البيانات لاختبار الشبكة والتأكد من أدائها.

ب- اختيار الحجم المناسب للشبكة:

يعتبر اختيار الحجم المناسب للشبكة أصعب المسائل على الإطلاق في تصميم الشبكات العصبية الاصطناعية. فبالإضافة إلى الاختيارات الكثيرة المتوفرة لدالة التنشيط لكل خلية، هناك مسألة اختيار العدد المناسب للطبقات في الشبكة وعدد الخلايا في كل من هذه الطبقات. وكل هذه الاختيارات يجب أن تتم قبل البداية في التدريب. وبدون شك، فإن الاختيار غير الموفق لحجم الشبكة يؤدي إلى نتائج غير مقبولة.



شكل ٣,١٤ رسم خطأ التدريب وخطأ التدقيق لتحديد الوقت المناسب لإنهاء عملية التدريب

لقد توفرت في السنوات الأخيرة طرق عدة لحل هذه المسألة، منها استعمال الخوارزميات الوراثية للوصول إلى البُنية المثلى للشبكة وذلك بالوصول إلى العدد الأمثل للطبقات والعدد الأمثل للخلايا في كل طبقة. لكن رغم فعالية هذه الطريقة فإنها تضيف تعقيدات على تصميم الشبكة وتفرض على المصمم أن يكون ملماً بهذه الخوارزميات زيادة على إلمامه بالشبكات العصبية.

لذلك مازالت أكثر الطرق استعمالاً في اختيار حجم الشبكة هي أقدم الطرق وأسهلها وهي طريقة المحاولة والخطأ. وبالتالي، على المصمم

أن يجرّب عدداً من الشبكات ويختار أحسنها على أن يكون هذا التجريب منهجياً نوعاً ما حتى لا يستغرق وقتاً طويلاً. لذلك، بإمكان المصمّم أن يبدأ بشبكة بسيطة ويزيد في حجمها شيئاً فشيئاً بإضافة خلايا أو طبقات إلى أن يصل إلى نتائج مقبولة. كما يمكنه أن يبدأ بشبكة معقدة ويعمل على تبسيطها إلى أن يصل إلى شبكة مقبولة من ناحية التعقيد والأداء.

قد يتبادر إلى الذهن أن هذه الطريقة تستغرق وقتاً طويلاً — قد يكـــون الحال كذلك — لكن في معظم الأحيان وبتوفر البرمجيات الكثيرة كبرنامج الـــ MATLAB يمكن الوصول إلى نتائج ممتازة في وقت معقول.

ج_ معايرة البيانات (Normalization):

في حالات كثيرة، تكون البيانات المعدة لتدريب الشبكة ذات قيم عالية. وتشمل هذه البيانات مدخلات ومخرجات الشبكة. وقد يُفاجَأ كثيرون بصعوبة الوصول إلى شبكة ذات أداء مقبول في هذه الحالة. وهذا الأمر غير مستغرب لأن القيم العالية للبيانات تجعل التدريب بطيئاً جداً نظراً للقيم المفروضة على سرعة التعلم وعلى حدود دالات التنشيط. للخروج من هذه المسألة يُنصح دائماً بمعايرة مدخلات ومخرجات الشبكة. ولهذه المعايرة فوائد كثيرة أهمها: أولاً أن كل المدخلات تكون قيمها متقاربة وبالتالي لا يطغى مدخل على آخر. وثانياً أن القيـــم المعيَّرة (مـــن الأحسن أن تكون بين ١ و ١-) تجعل التدريب سريعاً.

وللقيام بمعايرة البيانات يمكن أن تُقسم بيانات متغيرٍ ما على أكبر قيمة فيه وبالتالي تصبح القيمة القصوى بعد المعايرة مساوية لواحد. وكطريقة ثانية يمكن أن نخصم من قيم المتغير معدّل قيمه ثم نقسم الناتج على الانحراف المعياري (Standard Deviation).

د- قضايا في خوارزمية التدريب :

من الاختيارات التي يجب على المصمم تحديدها أثناء التدريب معدل سرعة التعلم η (Learning Rate) وهذا المتغيّر هو الذي يحدد سرعة تحديث الأوزان والوصول إلى الأوزان النهائية. فإذا كان هذا المتغير صغيراً يكون التحديث بطيئاً وبالتالي تستغرق عملية التدريب وقتاً طويلاً. لكن إذا كان هذا المتغير كبيراً قد تتذبذب الأوزان وتبتعد عن الأوزان المطلوبة شيئاً فشيئاً وتصل عملية التدريب إلى حالة عدم استقرار. فتحديد سرعة التعلم، إذا، تحتاج إلى شيء من الاهتمام. نظرياً، يمكن للمصمم أن يرسم مقدار الخطأ حسب قيم الأوزان أثناء التدريب ويحصل بذلك على مساحة تسمى مساحة الخطأ. فإذا كانت المساحة منبسطة بإمكانه تكبير سرعة التعلم وإذا ما كانت متغيرة (صعوداً أو نزولاً) فعليه تصغير سرعة التعلم.

عملياً، يمكن للمصمم أن يختار سرعة التعلم عشوائياً على أن تكون أقل من واحد ويغيرها شيئاً فشيئاً ليصل إلى اختيار مناسب يجمع

بين سرعة التدريب والمحافظة على استقراره. وفي بعض الأحيان، ولتحسين عملية التدريب، يمكن كذلك إضافـــة ما يسمى بالزخم (Momentum). فإذا ما رجعنا إلى المعادلة (٣،٩) نرى أن القيمة التي استعملت لتحديث الأوزان هي:

$$\Delta W_{ij}(n) = \eta \delta_j O_i$$

ولتحسين هذه العملية يمكن أن نربط قيمة التحديث في مرحلة مّا بقيمة التحديث في المرحلة التي تسبقها ويكون ذلك كالتالي:

$$\Delta W_{ij}(n) = \eta \delta_j O_i + m \Delta W_{ij}(n-1)$$

وتسمى m سرعة الزخم (Momentum Rate) وتكون قيمتها بين الصفر والواحد.

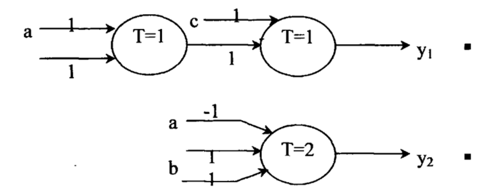
ومن فوائد هذه الإضافة هو أنه إذا كان تغير الأوزان في اتجاه واحد فإن الزخم يكون كبيراً وبالتالي تتجه الأوزان بسرعة أكبر في هذا الاتجاه. أما إذا كان اتجاه الأوزان متذبذباً مرّة في تزايد ومرّة في تناقص فيكون الزخم صغيراً مما يساعد على استقرار الأوزان وبالتالي استقرار عملية التدريب ككل.

من خلال ما استعرضناه من بعض القضايا الكثيرة في عملية التدريب وتصميم الشبكات العصبية نرى أن الميدان واسع جداً وبه تشعبات كثيرة رغم أننا لم نتطرق لا من قريب ولا بعيد إلى الأنواع الكثيرة الأخرى للشبكات العصبية كالشبكات غير المراقبة. إلا أن هذا الاتساع والتشعب لا يستهوي إلا المتخصصين والباحثين في هذا الميدان ونظرياته، أما البقية وهم المستعملون (وقد يكونوا الأغلبية) فيكفيهم القليل ممّا تم استعراضه (حتى بدون القضايا الإضافية) لحل عدد كبير من المسائل الهندسية في النمذجة والتوقع والاستقراء ومسائل أخرى مماثلة تُظهر فيها الشبكات العصبية الاصطناعية أداءً ملفتاً.

تمارين

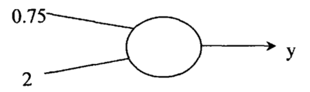
١) عملية منطقية لها أربعة مدخلات ومخرج واحد. كل مدخل يحتمل إحدى القيمتين صفر أو واحد. إذا كان مجموع الأصفار في المدخلات الأربعة عدداً زوجياً تكون قيمة المخرج واحداً وتكون صفراً في غير ذلك. هل تعتبر هذه العملية قابلة للفصل الخطي؟ علل إجابتك.

٢) تعرّف على العمليتان المنطقيتان المتمثلتان بالخلايا العصبية الموضحة في الرسمتين، علماً بأن مخرج الخلية يكون واحداً في حالة كان مجموع مدخلات الخلية يساوي أو يفوق القيمة T.

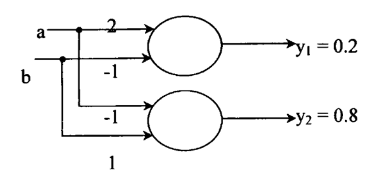


٣) أوجد مخرج الخلية العصبية الموضحة في الرسم مستعملاً الدالات التنشيطية التالية:

- الدالة الخطية.
- دالة العتبة.
- الدالة السجماوية.

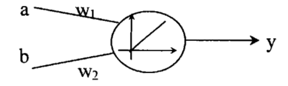


٤) أوجد مدخلات الشبكة الموضحة في الرسم علماً بأن دالة التنشيط المستعملة هي الدالة السجماوية:



٥) يدوياً، قم بتدريب خلية عصبية واحدة ذات مدخلين ومُخرج ودالة خطية للتنشيط (كما هو موضح في الرسم) مستعملاً القيم المبينة في الجدول:

a	b	y
0	0	1
0	1	3
1	0	5
1	1	7



٦) نود تمثيل عملية رياضية بسيطة باستعمال شبكة عصبية اصطناعية ذات طبقة مدخلات وطبقة خفية وطبقة مخرجات. في كل طبقة توجد خلية وحيدة.

ويوضح الجدول التالي معطيات التدريب.

المدخل	المخرج
0.1	0.2
0.2	0.4

أتمم كل خطوات التدريب يدوياً مستعملاً طريقة الانتشار الارتدادي وتكرارها ثلاث مرات مع مراعاة المعطيات التالية:

- معدل سرعة التعلم = 0.25
- الوزن الأولي لكل مدخل = 4
- الوزن الأولي للمخرج = 8
- دالة التنشيط = خطية

- جدول كل القيم لكل المرور.
- هل تحتاج هذه العملية الرياضية إلى عدد أكبر من الخلايا؟ هل تحتاج إلى عدد أكبر من التكرار؟ أو عدد أكبر من معطيات التدريب؟ علل الإجابة.

الفصل الرابع

منطـــق الغمـــوض

FUZZY LOGIC

بعد أسابيع قليلة فقط من ولادته، تختفي الحركات اللاإرادية (Reflexes) عند المولود العادي وتحل محلها نعمة التفكير. وهذه النعمة — ومنذ السنوات أو حتى الشهور الأولى التي تلي الولادة — تعطي الإنسان قدرة كبيرة على التعامل مع محيطه. وفي رحلته عبر الحياة يمارس الإنسان أنشطة حياتية مختلفة التعقيد بسهولة. وإذا ما تمعنّا في هذه الحقيقة سنرى أن لكل منّا طرقاً سهلة للوصول إلى استنتاجات محددة وواضحة عادة ما تنطلق من معطيات منقوصة وغامضة وغير دقيقة.

ومن الملفت في هذا السياق أن الإنسان لا يمتلك قدرة كافية على التعامل مع كميات كبيرة من المعلومات العددية والمعطيات الدقيقة ورغم ذلك فإن لـــه براعة مذهلـــة في اتخاذ قرارات معقدة. تماماً عكس جهاز الحاسوب (Computer) والذي بإمكانه القيام بأكثر العمليات الحسابية تعقيداً وفي جزء من الثانية في حين يعجز تماماً أمام أبسط الأنشطة البشرية مالم يتم تمثيلها عددياً. هذا التفوق الإنساني الواضح، وعجز الأنظمة العددية الفاضح دفعا بالدكتور لطفي زاده للبحث والوصول إلى نظرية

منطق الغموض وظهر هذا المفهوم سنـــة ١٩٦٥م (Zadeh,1965). ثم تطور بعد ذلك ليمس معظم الجوانب التكنولوجية الحديثة على أيدي اليابانيين الذين لم يترددوا في استخدامه لتطوير منتجاتهم وصناعاتهم. وأصبح من المألوف أن نرى في الأسواق مكيفات وكاميرات وغسالات وغيرها من الأجهزة تعمل بنظام منطق الغموض.

فما هو منطق الغموض؟ وكيف يختلف عن المنطق الكلاسيكي؟ وكيف يعمل؟ وما هي تطبيقاته؟ أسئلة كثيرة سيحاول هذا الفصل الإجابة عنها ومن خلالها سنحاول عرض هذا النوع المهم من أنواع الذكاء الاصطناعي.

جاءت نظرية منطق الغموض لتسد ثغرات كبيرة في المنطق الكلاسيكي المعروف. فالمنطق الكلاسيكي يعتمد على الأساليب الكمّية (Quantitative Approaches) لتحليل الأنظمة أو إصدار القرارات. وهذا الأسلوب يتّسم بالدقة ويشترطها في الأنظمة التي يتعامل معها.

وإذا ما كانت الدقة مطلوبة وممكنة عند التعامل مع الأنظمة أو القرارات البسيطة فإنها غير ممكنة وأحياناً غير مطلوبة عند التعامل مع المسائـــل المعقـــدة. فكلمـــا زاد التعقيد (في مسألة مّا) كلما فقدت العبارات الدقيقة فائدتها وفقدت العبارات المفيدة دقتها.

فالفرق بين منطق الغموض ومنطق الوضوح (Crisp logic) هو فرق فلسفي مهم يعتمد على جدلية الأهمية والدقة (الوضوح) فليس كل

دقيق (واضح) مهم ولا كل مهم دقيق. فالمتأمل للشكل ٤,١ يرى أن في أحيان كثيرة تكون الدقة قاتلة والغموض رحمة.



شكل ٤,١ عندما تكون الدقة قاتلة والغموض رحمة

٤,١ المجاميع الغموضيه : Fuzzy Sets

في المجاميع الكلاسكية (Classical Sets)، تُحدّد عضوية العناصر بشكل دقيق وواضح. فمثلاً، مجموعة الأرقام السالبة تضم وبدون شك أرقاماً مثل -٢، -١٧، -٠,٦، ... وتستبعد (كذلك بدون مجال للشك) أرقاماً مثل +٢، +٧، +٠,٥١، ..... لكن، وفي أحيان كثيرة، تكون الأشياء التي نتعامل معها في مجالات الحياة المختلفة غير قابلة لهذا التصنيف الدقيق. فكيف نعرّف مثلاً مجموعة "الأرقام التي تكبر الصفر بكثير" ؟، أو مجموعة "درجات الحرارة العالية" ؟، فرغم أن هذه الأنواع من المجاميع لا تنعم

بتعريفات رياضية واضحة إلا أنها تلعب دوراً بالغ الأهمية في عملية التفكير البشري.

لتمثيل المتغيرات اللغوية والمجاميع غير الدقيقة، طرح د.لطفي زاده مفهوم المجموعة الغموضية (Zadeh 1965, 1973). وتختلف المجموعة الغموضية عن المجموعة الكلاسيكية في أنها تسمح لعنصر مّا بالانتماء الجزئي (Partial Membership) ويُرمز لدرجة عضوية عنصر x للمجموعة الغموضية A بـ $\mu_A(x)$ في حالة المجاميع الكلاسيكية تكون $\mu_A(x)$ ثنائية القيمة (١ في حالة الانتماء وصفر في غير ذلك). أما في حالة المجاميع الغموضية فبإمكان $\mu_A(x)$ أن تتخذ قيما بين الصفر والواحد وليس فقط الصفر والواحد. لذا يمكن أن نعرّف، رياضياً، المجموعة الغموضية A كالتالي:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) / x \in X\} \quad (٤,١)$$

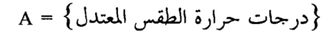
$$\mu_A(x) \in [0,1] \quad (٤,٢)$$

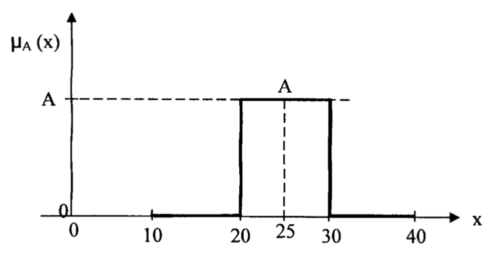
ويطلق على X مسمى المجموعة الشاملة (Universe of Discourse) وهي تمثل كل القيم المحتملة للمتغير x.

لتوضيح هذا المفهوم الأساسي، لنأخذ مثلاً "درجة الطقس المعتدلة"، ولنفترض أن الدرجة المثالية هي ٢٥ مع قبول كل القيم التي تكون بين ٢٠ و ٣٠ درجة على أنها تمثل قيماً لدرجة حرارة طقس معتدل. في هذه الحالة تكون المجموعة A بالمفهوم الكلاسيكيً كالتالي:

A = { كل درجات الحرارة ما بين ٢٠ و ٣٠ درجة }

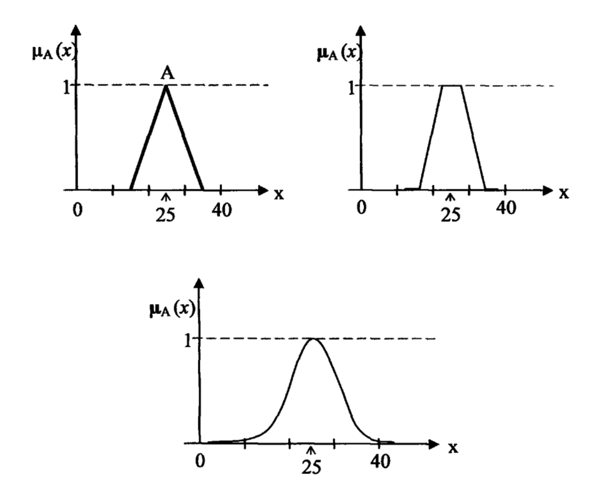
فكما يوضح الشكل ٤,٢، تنتمي كل الدرجات ما بين ٢٠ و ٣٠ لهذه المجموعة كلّياً و تُستقصى كل القيم الأخرى بما فيهـا ١٩,٩ درجـة و٣٠,١ درجة والتي تعتبر حسب هذا المفهوم الكلاسيكي غير معتدلة (وهنا يكون هذا المنطق غير منطقي). بمفهوم منطق الغموض يمكن تمثيل المجموعة A على أنها :





شكل ٤,٢ المجموعة الكلاسيكية

ونختار المجموعة الشاملة للقيم المحتملة (X) لتضم درجات حرارة الطقس من صفر إلى ٤٠. وبالتالي، وحسب ما هو موضح في الشكل ٤,٣، تكون درجة انتماء القيمة ٢٥ لهذه المجموعة واحد وتقل هذه الدرجة كلما ابتعدنا عن هذه القيمة. وكما هو ملاحظ من الشكل يمكن تمثيل هذه المجموعة الغموضية بأكثر من طريقة.



شكل ٤,٣ بعض المجاميع الغموضية لتمثيل درجة حرارة الطقس المعتدل

٤,٢ مفهوم المتغير اللغوي (Linguistic Variable)

في الرياضيات أو حتى في المنطق الكلاسيكي يكون المتغير عددياً (رقمياً) (Numerical) وبالتالي تكون قيمه كمّية. أمّا في منطق الغموض فإن المتغيرات تحمل قيماً على شكل كلمات أو جمل من اللغة الطبيعية (Natural Language) مثل "حار"، "بارد"، "سريع"، "طويل"...الخ. وتكمن أهمية المتغير اللغوي في أن الإنسان نجح في تلخيص المعلومات الكثيرة وتحليل الأنظمة المعقدة وإصدار القرارات الصعبة عن طريق استعمال اللغة وليس بالالتجاء إلى المتغيرات الكَمّية والعددية.

لتوضيح هذا المفهوم لنأخذ مثلاً الحرارة (T) كمتغير لغوي. بإمكاننا عرض هذا المتغير على الشكل التالي:

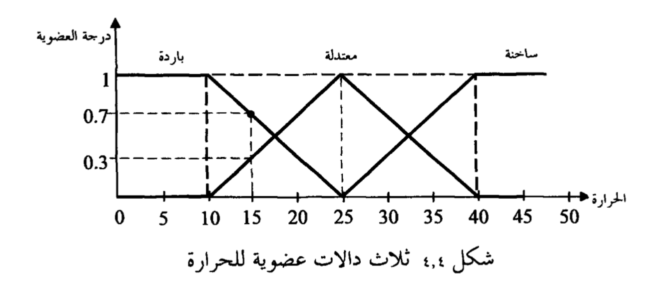
T= {بارد جداً، بارد، معتدل، دافئ، حار، حار جداً،...}

ويتم تمثيل كل قيمة من هذه القيم اللغوية عن طريق مجموعة غموضية (كما سنرى لاحقاً). في هذا المثال يمكن أن نختار المجموعة الشاملة لتضم درجات حرارة من صفر إلى ٦٠ درجة مئوية، [٠ , ٦٠]=X. وبذلك يمكن أن نستعمل المتغير اللغوي "بارد" ليمثل درجات حرارة أقل من ١٠ درجات و "معتدل" لدرجات الحرارة القريبة من ٢٥ وهكذا.

٤,٣ دالة العضوية (Membership Function)

تُستعمل دالة العضوية لتحديد كيفية انتماء أي عنصر من العناصر إلى المجاميع الغموضية. والشرط الأساسي لهذه الدالة هو أن يكون مداها ما بين الصفر والواحد. وليست هناك شروط صارمة على شكل هذه الدالة ولكن أكثر الاشكال شيوعاً هي المثلثية (Triangular)، وشبة المنحرفة (Trapezoidal)، والجرسية/الغاوسية (Gaussion). كما يمكن استعمال أي شكل آخر يفي بالغرض.

لتوضيح الترابط بين مفاهيم المجموعة الغموضية ودالة العضوية والمتغير اللغوي، سنرجع لمثال درجات الحرارة. لنختر مثلاً فقط ثلاث دالات عضوية ونسميها "باردة"، و"معتدلة"، و"ساخنة". مع ملاحظة أنه بالإمكان اختيار أكثر من ثلاث دالات. يوضح الشكل ٤,٤ هذا المثال.



شكل ٤,٤ ثلاث دالات عضوية للحرارة

من خلال الشكل نلاحظ أنه إذا كانت درجة الحرارة ١٥ درجة مئوية فإنها تصنف على إنها باردة بدرجة عضوية ٠,٧. وفي نفس الوقت تصنف على أنها معتدلة بدرجة عضويـــة ٠,٣. وساخنة بدرجة عضوية صفر. وبذلك يكون الانتقال من مجموعة غموضية إلى أخرى انتقالاً سلساً ومقبولاً.

٤,٤ العمليات المنطقية

لبناء نظام غموضي (Fuzzy System) يعتمد على منطق الغموض، نحتاج إلى عدد من العمليات المنطقية. تحديداً، هناك أربع عمليـــات أساسية لمعالجة المتغيرات الغموضية وهي: التقاطع (Intersection)، والاتحاد (Union)، والتكملة (Complement)، والدلالة (Implication). لتعريف هذه العمليات المنطقية، لنفترض مجموعتان غموضيتان A و B ودالّتا عضوية μ_A و μ_B (Zadeh 1973, Lee 1990).

أ. التقاطع (Intersection) :

في عملية التقاطع، تُعرَّف دالة العضوية $\mu_{A \cap B}$ للمجموعة الغموضية $A \cap B$ ولكل المتغيرات الغموضية x المنتمية للمجموعة الشاملة X كالتالي :

$$\mu_{A \cap B}(x) = \mu \text{ (A AND B)} \quad (٤,٣)$$

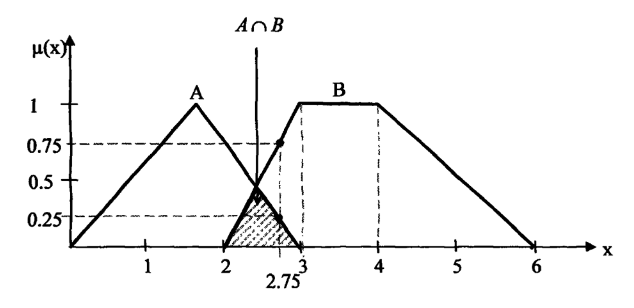
$$= \min \{\mu_A(x) , \mu_B (x)\}$$

حسب هذا التعريف، إذا كان العنصر x ينتمي للمجموعة A بدرجة عضوية مساوية لـــ $\mu_A(x)$ وفي نفس الوقت ينتمي للمجموعة B بدرجة عضوية $\mu_B(x)$ فإن درجة انتماءه للاتقاطع A∩B هي أصغر درجتي العضوية $\mu_A(x)$ و $\mu_B(x)$. كمثال على ذلك، لنأخذ الشكل ٤,٥.
من خلال الشكل نرى أن :

$$\mu_A(2.75) = 0.25$$

$$\mu_B(2.75) = 0.75$$

$$\mu_{A\cap B}(2.75) = \min(0.25, 0.75) = 0.25$$



شكل ٤,٥ مثال على عملية التقاطع

ب. الاتحـــاد (Union):

في هذه العملية، تُعرّف دالة العضوية $\mu_{A\cup B}$ للمجموعة الغموضية A∪B ولكل المتغيرات x المنتمية للمجموعة الشاملة X كالتالي:

$$\mu_{A\cup B}(x) = \mu(A\ OR\ B) \qquad (٤,٤)$$

$$= \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}$$

لتوضيح ذلك، لنأخذ المثال السابق والذي أعدنا رسمه على الشكل ٤,٦. حسب الشكل، نرى أن:

$$\mu_A(2.75) = 0.25 \qquad \mu_B(2.75) = 0.75$$

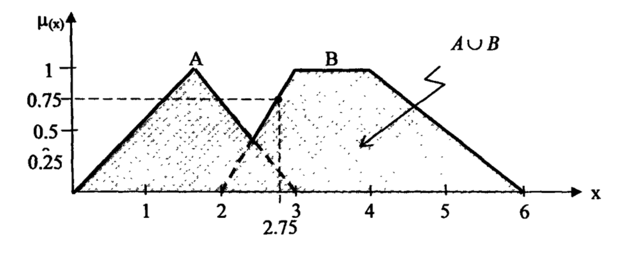
$$\mu_{A\cup B}(2.75) = \max(0.25, 0.75) = 0.75$$

ج. التكملـــــة (Complement):

المراد بالتكملة هنا هو الجزء الذي يبقى خارجاً عن المجموعة الغموضية A رغم انتمائة للمجموعة الشاملة X. ويُرمز لهذا الجزء بـــ Ā. فبما أن درجة العضوية القصوى تساوي ١ فإن درجة عضوية أي عنصر من المجموعة الشاملة للمجموعة Ā يساوي:

$$\mu_{\bar{A}}(x) = \mu(NOT\ A) \qquad (٤,٥)$$

$$= 1 - \mu_A(x)$$



شكل ٤,٦ مثال على عملية الاتحاد

لنفترض مثلاً أن المجموعة الشاملة هي ما بين ١ و ٥ أي $X = [1 , 5]$ ولنفترض أن المجموعة A كما هي موضحة في الشكل ٤,٧. يمكن أن نستنتج مثلا أن:

$$\mu_{\bar{A}}(1) = 1 - \mu_A(1) = 1 - 0 = 1$$

$$\mu_{\bar{A}}(2) = 1 - \mu_A(2) = 1 - 1 = 0$$

$$\mu_{\bar{A}}(3.5) = 1 - \mu_A(3.5) = 1 - 0.5 = 0.5$$

$$\mu_{\bar{A}}(5) = 1 - \mu_A(5) = 1 - 0 = 1$$

د. الدّلالة (Implication):

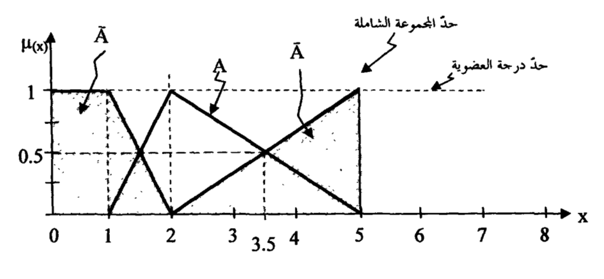
الدلاله الغموضية (Fuzzy Implication) هي عبارة عن مجموعة من القوانين أو العبارات الشرطية (Conditional Statements) المكونة من "إذا كان كذا، إذاً كذا". فالشطر الأول من القانون يمثل الشرط (Premise/Antecedent) والشطر الثاني يمثل جواب الشـــرط أو الناتج (Consequent/Conclusion). لنأخذ مثلاً القانون التالي:

إذا (كانت درجة الحرارة متوسطة) و (درجة الرطوبة منخفضة)، إذاً (يعتبر الطقس معتدلاً).

في هذا القانون البسيط هناك ثلاث متغيرات غموضية. إثنان في شرط القانون وهما الحرارة والرطوبة والثالث في ناتج القانون وهو الطقس. كذلك هناك مجاميع غموضية لهذه المتغيرات وهي "متوسطة" ويرجع الوصف إلى درجة الحرارة، و " منخفضة" لوصف الرطوبة، و "معتدل" للحكم على حالة الطقس. من هنا، نرى أنه إذا كانت لنا قيماً محدّده لدرجة الحرارة ودرجة الرطوبة فسيحتاج قانون الدلالة إلى خطوتين لتحديد الناتج. في الخطوة الأولى يتم تقييم الشرط عن طريق تحديد مدى عضوية القيم المعطاه للمجاميع الغموضية المذكورة واستعمال العمليات المنطقية السابقة (عملية التقاطع في هذه الحالة لوجود العطف "و" والذي يستوجب تقاطع جزئي الشرط في هذا القانون). أما في

الخطوة الثانية فيتم تقييم الناتج. فإذا كان الشرط متوفراً بنسبة معينة، يكون القرار صحيحاً بنفس النسبة.

لنأخذ مثلاً أن درجة الحرارة تساوي ٣٠ درجة مئوية ودرجة الرطوبة ٤٠%. ولنفترض أن درجة انتماء هذه الحرارة للمجموعة الغموضية "متوسطة" هي ٠,٨ وأن درجة انتماء الرطوبة للمجموعة الغموضية "منخفضة" هي ٠,٦.. وبما أن الـ "و" تفيد التقاطع (على عكس الـ "أو" التي تفيد الاتحاد)، فإن تقييم الشرط في هذا القانون يخضع للمعادلة (٤,٣) وبالتالي فإن الشرط متوفر بدرجة عضوية ٠,٦ وبذلك تكون درجة انتماء الطقس للمجموعة الغموضية "معتدل" كذلك ٠,٦..



شكل ٤,٧ مثال على عملية التكملة

٤,٥ آلية الاستنتاج الغموضية

آلية الاستنتاج الغموضية هي العملية الكاملة لاتخاذ القرارات باستعمال منطق الغموض. وتجمع هذه العملية كل المكوِّنات (Components) التي تم طرحها إلى الآن. وقـــد طبقت هذه الآلية بنجاح في عدد من الميادين كالتحكم الآلي (Automatic Control)، والرؤية الحاسوبية (Computer Vision) والأنظمة الخبيرة (Expert Systems)، وتصنيف البيانات (Data Classification)، وأنظمة القوى (Power Systems)، والاتصالات (Communications)، ومجالات علمية وهندسية كثيرة أخرى.

وحسب مجالات التطبيق سميت هذه الآلية بأسماء مختلفة فاختلفت الأسماء والمُسمى واحد. من هذه المسميات الكثيرة نذكر على سبيل المثال لا الحصر، قاعدة البيانات الغموضية (Fuzzy Rule Base)، النظام الخبير الغموضي (Fuzzy Expert System)، الذاكرة الترابطية الغموضية (Fuzzy Associative Memory)، النموذج الغموضي (Fuzzy Model)، والنظام الغموضي (Fuzzy System) والمتحكِم الغموضي (Fuzzy Controller).

لكن على اختلاف مجالات التطبيق وتنوع المسميات فإن آلية الاستنتاج الغموضي تتكون من أربعة خطوات أساسية: التغميض (Fuzzification)، قاعدة المعرفة (Knowledge Base) اتخاذ القرار

(Decision Making) وإزالة التغميض (Defuzzification). فيما يلي توضيح لهذه الخطوات الرئيسية.

أ. التغميض (Fuzzification):

تعتبر عملية التغميض باب الدخول لعالم الأنظمة الغموضية، فمن خلالها يتم تحويل المتغيرات من قيم عددية إلى قيم لغوية حسب درجات انتمائها للمجاميع الغموضية. ويُوضح الشكل ٤,٨ هذه العملية من خلال مثال على درجات حرارة الطقس. فتدخل المتغيرات من المحيط الخارجي إلى منطق الغموض على شكل أرقام ثابتة مثل ١٠°، ١٥°، ١٢,٦°، ٤٠°، الخ، وتخرج بعد التغميض على شكل قيم لغوية مثل "باردة"، "معتدلة"، و"حارة" وبدرجات عضوية معينة. وبالتالي، يصبح من السهل التعامل مع هذه المتغيرات ووضع القوانين الملائمة. إضافة إلى ذلك، تفتح هذه العملية المجال للتعامل حتى مع المتغيرات غير الدقيقة والمعلومات غير الموضوعية (Subjective).

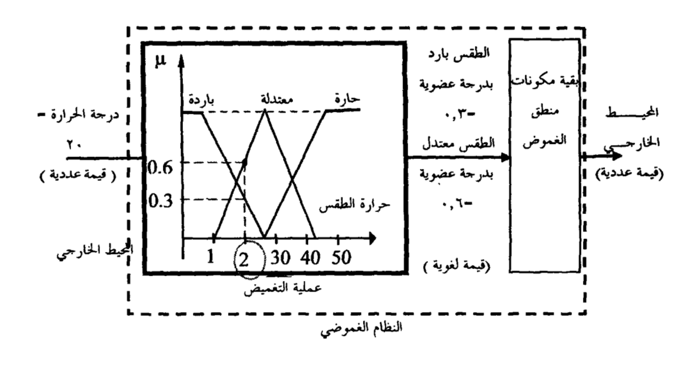
ب. قاعدة المعرفة (Knowledge base):

بعد اتمام عملية التغميض وتحديد درجة انتماء المتغيرات للمجاميع الغموضية، يأتي دور قاعدة المعرفة التي تحتوي على القوانين الغموضية

(Fuzzy Rules) من نوع "إذا كان كذا إذاً كذا". وقد يضم الشطر الأول من القانون أكثر من شرط واحد مثل:

إذا (كانت درجة الحرارة عالية) و (درجة الرطوبة معتدلة)
أو(كانت درجة الحرارة معتدلة و (درجة الرطوبة عالية)
إذاً (الطقس غير مُريح) (٤,٦)

وحسب مجال التطبيق يمكن أن تضم قاعدة المعرفة عدداً صغيراً من القوانين كما يمكن أن تضم المئات منها. ولا يقتصر دور قاعدة المعرفة على عملية تخزين القوانين فقط بل يتعداها إلى تحديد مدى توفر الشروط وذلك بتقييم الشطور الأولى من كل القوانين باستعمال عملية الدّلالة والتي بدورها تطبق كل العمليات المنطقية من اتحاد وتقاطع وتكمله. لتوضيح هذه العملية، لنأخذ مثلاً القانون السابق ولنفترض أن عملية التغميض أسفرت عن النتائج التالية والموضحة في الجدول ٤,١.



شكل ٤,٨ عملية التغميض وموقعها في النظام الغموضي

لتبسيط القانون (٤,٦) سنستعمل الرموز التالية :

- x	الحرارة	(متغير غموضي)
- y	الرطوبة	(متغير غموضي)
- A	حرارة عالية	(مجموعة غموضيه)
- B	حرارة معتدلة	(مجموعة غموضية)
- C	رطوبة عالية	(مجموعة غموضية)
- D	رطوبة معتدلة	(مجموعة غموضية)

جدول ٤,١ نتائج عملية التغميض للمثال الجاري

المتغير	درجة الانتماء للمجموعة "عالية"	درجة الانتماء للمجموعة "معتدلة"	درجة الانتماء للمجموعة "منخفضة"
الحرارة	0.7	0.4	0
الرطوبة	0	0.8	0.3

من خلال الجدول ٤,١ يصبح لدينا إذا:

$\mu_A(x) = 0.7$

$\mu_B(x) = 0.4$

$\mu_C(y) = 0$

$\mu_D(y) = 0.8$

وبما أن الـــ "و" تفيد التقاطع والـــ "أو" تفيد الاتحـــاد، يـــصبح تقييم شرط القانـــون (٤,٦) حسب المعادلات (٤,٣) و (٤,٤) كالتالي:

$$\text{Max}\ [\min\ (\mu_A(x), \mu_D(y))\ ,\ \min\ (\mu_B(x)\ ,\ \mu_C(y))] \quad (٤,٧)$$

$$= \max\ [\min\ (0.7\ ,\ 0.8)\ ,\ \min\ (0.4\ ,\ 0)]$$

$$= \max\ [\ 0.7\ ,\ 0]$$

$= 0.7$

وبهذا يصبح شرط القانون (٤,٦) متوفراً بنسبة ٠,٧.

ج. اتخاذ القرار (Decision Making):

يمكن أن نعتبر هذه الخطوة تقليداً للطريقة البشرية في اتخاذ القرارات وهي تعنى أساساً بالشطور الثانية من القوانين الغموضية. وهذه الخطوة رغم أهميتها تعتبر بسيطة جداً وتعتمد أساساً على القاعدة التالية:

"إذا كان الشرط متوفراً بنسبة معينة

فجواب الشرط نافذ المفعول بنفس النسبة"

فإذا رجعنا للقانون الغموضي (٤,٦) والذي قيّمنا مدى توفر شروطه في (٤,٧) يمكننا أن نستخلص أن الطقس ينتمي للمجموعة الغموضية "غير مريح" بدرجة ٠,٧. أي أن الطقس ربما أقرب لغير مريح من أي تصنيف آخر. على بساطة هذه الخطوة، سنرى لاحقاً مدى أهميتها في تطبيقات منطق الغموض.

د. إزالة التغميض (Defuzzification):

إذا كانت عملية التغميض بوابة الدخول لعالم منطق الغموض فإن عملية إزالة التغميض هي بوابة الخروج منه. فعن طريق هذه العملية يتم تحويل القيم اللغوية (الغموضية) إلى قيم عددية يسهل على الحاسوب

والآلات بصفة عامة التعامل معها. لإتمام هذه الخطوة، هناك عدد من الطرق المختلفة لكن أكثرها شيوعاً هي الطريقة المسماة بـ "مركز المساحة" (Center of Area) على غرار مركز الثقل. والمراد بالمساحة هنا هي مساحة القرارات المحتملة. فإذا أصدر نظام غموضي معين قراران، يكون القرار النهائي باستعمال مركز المساحة كالتالي:

$$\text{(Discrete Time) } y_o = \frac{y_Y \mu_Y(y_1) + y_2 \mu_Y(y_2)}{\mu_Y(y_1) + \mu_Y(y_2)} \qquad (٤,٨)$$

$Y =$ المجموعة الغموضية التي ينتمي إليها القرار

$y_1 =$ القرار الأول

$y_2 =$ القرار الثاني

$\mu =$ درجة العضوية

$y_o =$ القرار النهائي

إذا كانت المجاميع الغموضية متماثله (Symmetrical):

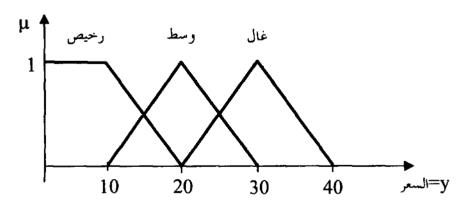
$$\text{(Continuous Time)} \quad y_o = \frac{\int \mu_y(y) y dy}{\int \mu_y(y) dy}$$

يمكننا كذلك استعمال المعدل المرجّح (Weighted Average) لإزالة التغميض. لتوضيح هذه الخطوة، لنفترض أنه تم تصميم نظام غموضي لتسعير بضاعة معينة حسب متغير العرض ومتغير الطلب. ولنفترض كذلك أن سعر البضاعة مقسم إلى ثلاثة مجاميع غموضية وهي

"رخيص"، "وسط"، و"غالي" كما هو موضح في الشكل ٤,٩. بطبيعة الحال، ستكون لهذا النظام مجموعة من القوانين الغموضية التي تحدد السعر حسب العرض والطلب. فإذا أدخلنا قيمة العرض وقيمة الطلب سيتم تغميضهما ومن ثم إدخالهما لقاعدة المعرفة لاتخاذ القرار ألا وهو سعر البضاعة في هذه الحالة. في أغلب الاحيان يصل النظام الغموضي إلى أكثر من قرار، و بنسب مختلفة، كأن يكون سعر البضاعة مثلاً :

"وسط" بدرجة عضوية ٠,٦. و"عال" بدرجة عضوية ٠,٨.

يأتي هنا دور عملية إزالة التغميض لإصدار السعر المحدد لهذه البضاعة.



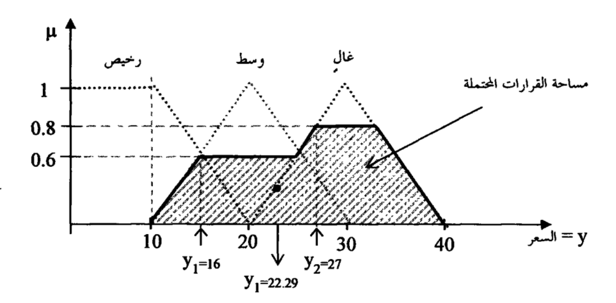
شكل ٤,٩ ثلاث مجاميع غموضية لتحديد السعر

بما أننا افترضنا أن سعر البضاعة "وسط" بدرجة عضوية ٠,٦. و"عال" بدرجة عضوية ٠,٨، يمكن إذاً تحديد السعر، حسب قانون مركز المساحة (٤,٨)، وكما هو موضح في الشكل ٤,١٠ كالتالي :

الاحتمال الأول للسعر = $y_1 - 16$

الاحتمال الثاني للسعر = $y_2 - 27$

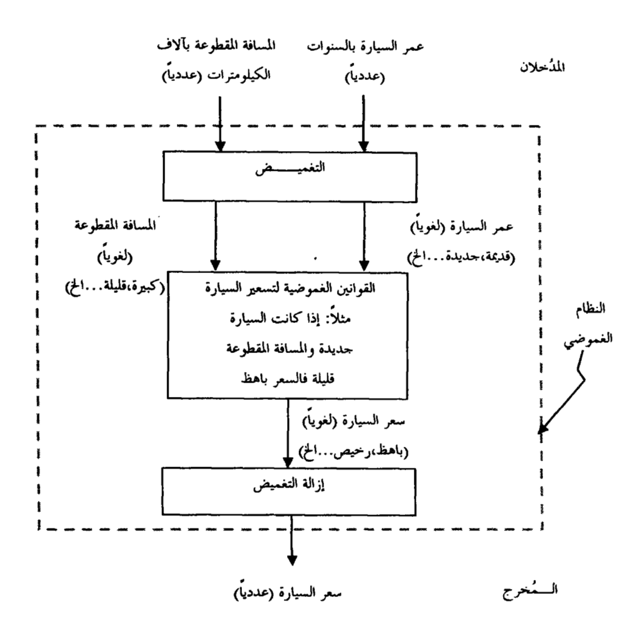
السعر = $y = \frac{(0.6)(16)+(0.8)(27)}{(0.6)+(0.8)} = \frac{9.6+21.6}{1.4} = 22.29$



شكل ٤,١٠ إزالة التغميض باستعمال مركز المساحة

٤,٦ مثال تفصيلي لنظام غموضي

نودّ في هذا المثال تصميم نظام غموضي يساعد على تسعير نوع معين من السيارات حسب عمر السيارة والمسافة التي قطعتها منذ تاريخ الصنع. إذاً سيكون لهذا النظام مُدخلان (inputs) وهما العمر والمسافة المقطوعة ومُخرجاً (output) واحداً وهو سعر السيارة. يوضح الشكل ٤,١١ رسماً إطارياً (Block Diagram) لهذا المثال.



شكل ٤,١١ رسم إطاري لمثال تسعير السيارة باستعمال منطق الغموض

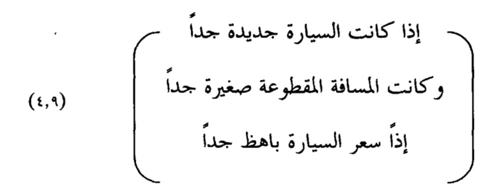
الخطوة الأولى : المجاميع الغموضية

في هذه الخطوة يتم اختيار المجاميع الغموضية لتعريف العمر، المسافة المقطوعة، والسعر. يمكن أن نقسّم هذه المتغيرات إلى عددٍ من الشرائح كأن نختار خمسة شرائح لوصف العمر (جديده جداً، جديدة، متوسطة العمر، قديمة، وقديمة جداً). ونختار كذلك خمسة أوصاف للمسافة المقطوعة (صغيرة جداً، صغيرة، متوسطة، كبيرة، وكبيرة جداً). وبنفس الفكرة نقسم سعر السيارة إلى خمسة أصناف (رخيص جداً، رخيص، متوسط، باهظ، وباهظ جداً).

بالطبع، يرجع عدد الفئات ووصفها للمصمم ويمكن لكل تصميم أن يعالج بأكثر من طريقة دون تغيير كبير في النتيجة النهائية. يوضح الشكل ٤,١٢ إحدى الاختيارات الممكنة للمجاميع الغموضية.

الخطوة الثانية : وضع القوانين الغموضية

في هذه المرحلة يحتاج المصمم لوضح القوانين التي تستعمل لاتخاذ القرار معتمداً على المجاميع الغموضية والتصنيفات التي وضعت في الخطوة السابقة. وهذه القوانين تخضع لاختيار المصمم وطريقة تفكيره وإلمامه بالموضوع وبسبل اتخاذ القرار. وبما أن هذا المثال بسيط نوعاً مّا وقريب من أي شخص مرّ بتجربة شراء سيارة فليس من الصعب وضع عدد من القوانين على غرار:



إذا كانت السيارة جديدة جداً
وكانت المسافة المقطوعة صغيرة جداً
إذاً سعر السيارة باهظ جداً
(٤,٩)

μ
جديدة جداً — جديدة — متوسطة العمر — قديمة — قديمة جداً
0 5 10 15 20
عمر السيارة بالسنوات

μ
صغيرة جداً — صغيرة — متوسطة — كبيرة — كبيرة جداً
0 50 100 150 200
المسافة المقطوعة بآلاف الكيلومترات

μ
رخيص جداً — رخيص — متوسط — باهظ — باهظ جداً
0 25 50 75 100
السعر بالآلاف

شكل ٤,١٢ المجاميع الغموضية لمثال تسعير السيارة

أو كمثال آخر لهذه القوانين:

$$\left.\begin{array}{c}\text{إذا كانت المسافة المقطوعة كبيرة جداً}\\\text{إذاً سعر السيارة رخيص جداً}\end{array}\right\} \quad (٤,١٠)$$

نلاحظ أن في القانون الثاني لا يهتم بعمر السيارة، مادامت قد قطعت مسافة كبيرة جداً. فالمسافة الكبيرة جداً كفيلة بأن تجعلها من السيارات الرخيصة. قد لا يتفق البعض مع هذه القوانين لكن هذه طبيعة منطق الغموض التي نُريدها أن تحاكي طريقة اتخاذ القرار عند الإنسان. قد تختلف طرق التفكير (ومن ثمّ القوانين)، لكن غالباً ما تكون النتائج متقاربة.

في الخطوة السابقة اخترنا خمسة تصنيفات لعمر السيارة وخمسة أخرى للمسافة المقطوعة وبهذا يكون العدد الأقصى للحالات الممكنة ٢٥، وبالتالي يحتاج النظام (كحد أعلى) إلى ٢٥ قانوناً غموضياً. لكن يمكن اختصار بعض هذه القوانين أحياناً. فالقانون (٤,١٠) يعتبر اختصاراً لخمسة قوانين حيث أنه تجاهل عمر السيارة تماماً والذي كان من المفترض أن يستنفذ ٥ توليفات (Combinations) مختلفة تجمع بين كل وصف من الأوصاف الخمسة لعمر السيارة والمسافة المقطوعة "كبيرة جداً".

لتيسير التصميم، عادة ما توضع القوانين الغموضية على شكل جدول, وتوضع في الصف الأول من الجدول تصنيفات المدخل الأول.

وتوضع في العمود الأول تصنيفات المدخل الثاني. أما باقي خلايا الجدول فتكون للمُخرج. فإذا تأملنا الجدول ٤,٢، فإنه بإمكاننا أن نستكشف القانون التالي: إذا كانت السيارة قديمة والمسافة المقطوعة صغيرة

إذاً سعر السيارة رخيص

جدول ٤,٢ مثال على جدول القوانين الغموضية

المسافة المقطوعة

عمر السيارة

	صغيرة جداً 1	صغيرة 2	متوسطة 3	كبيرة 4	كبيرة جداً 5
جديدة جداً 1					
جديدة 2					
متوسطة العمر 3					
قديمة 4		رخيص 2			
قديمة جداً 5					

بهذا الأسلوب، يمكن تلخيص كل القوانين في جدول مبسط. في هذا المثال ولتبسيط الجدول أكثر، سنرقم المجاميع الغموضية من ١ إلى ٥ من باب الاختصار والتسهيل لا غير. فعمر السيارة = ١ يعني أنها صغيرة جداً و٥ ترمز لأنها كبيرة جداً (سنستعمل نفس الترتيب للمسافة المقطوعة والسعر). في هذه الحالة يمكن أن نكمل بقية خلايا الجدول ٤,٢ لنحصل على الجدول ٤,٣.

جدول ٤,٣ جدول القوانين الغموضية للمثال الحالي

المسافة المقطوعة →

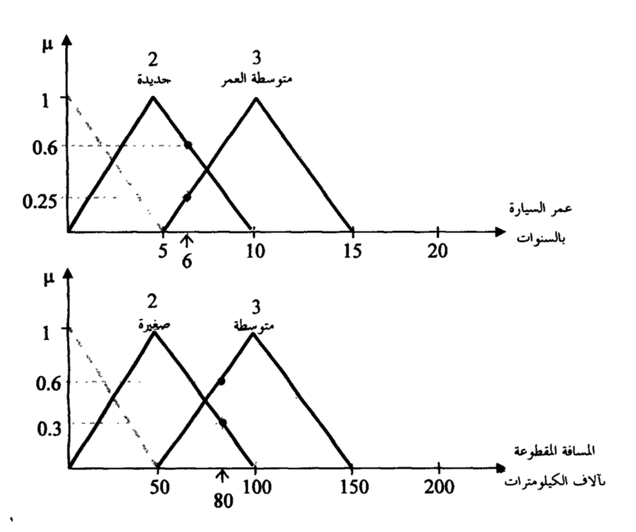
عمر السيارة ↓

	1	2	3	4	5
1	5	4	3	2	1
2	4	4	3	2	1
3	4	3	3	2	1
4	3	2	2	1	1
5	3	2	1	1	1

الخطوة الثالثة : اختبار النظام

لاختبار النظام والإطلاع على مدى نجاعته في اتخاذ القرار، لنفترض أننا نود تسعير سيارة عمرها ٦ سنوات وقطعت مسافة طولها ٨٠

ألف كلم. سنبدأ إذاً بتغميض هذه القيم بالرجوع إلى الشكل ٤,١٢. من خلال هذه القيم نرى أنه، من كل المجاميع الغموضية، تعنينا فقط المجاميع الأربعة التالية "جديدة" و"متوسطة العمر" بالنسبة لعمر السيارة، و"صغيرة" و"متوسطة" بالنسبة للمسافة المقطوعة. يوضح الشكل ٤,١٣ درجة انتماء القيم المعطاة لهذه المجاميع الغموضية.



شكل ٤,١٣ تغميض المدخلات للمثال الجاري

من خلال الشكل يمكن استخلاص الحقائق التالية:

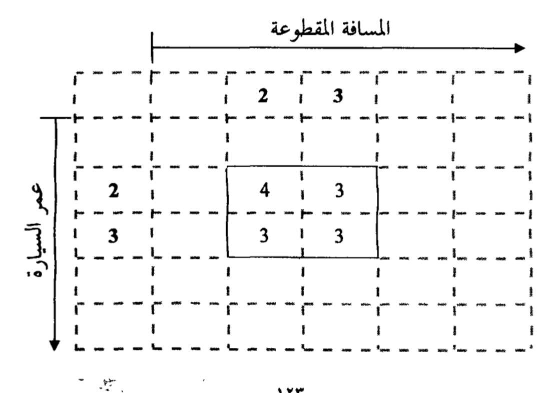
السيـــــــارة:
- جديدة بدرجة انتماء = ٠,٦
- متوسطة العمر بدرجة انتماء = ٠,٢٥

(٤,١١)

المسافة المقطوعة:
- صغيرة بدرجة انتماء = ٠,٣
- متوسطة بدرجة انتماء = ٠,٦

إذا رجعنا لجدول القوانين (٤,٣) نرى أن القوانين التي تعني بهذه الحالة هي القوانين الأربعة المتمركزة في قلب (وسط) الجدول والموضحة في الجدول ٤,٤. يمكن إذاً سرد هذه القوانين كالتالي (مع ملاحظة أنه بالإمكان اختزالها في قانونين فقط).

جدول ٤,٤ القوانين التي تعنى بالحالة الجارية للمثال الجاري



(٤,١٢)

إذا كانت السيارة جديدة $\mu=0.6$

والمسافة المقطوعة صغيرة $\mu=0.3$

إذاً سعر السيارة باهظ $\mu=\min(0.6\ ,\ 0.3)=0.3$

(٤,١٣)

إذا كانت السيارة متوسطة العمر $\mu=0.25$

والمسافة المقطوعة صغيرة $\mu=0.3$

إذاً سعر السيارة متوسط $\mu=\min(0.25\ ,\ 0.3)=0.25$

(٤,١٤)

إذا كانت السيارة جديدة $\mu=0.6$

والمسافة المقطوعة متوسطة $\mu=0.6$

إذاً سعر السيارة متوسط $\mu=\min(0.6\ ,\ 0.6)=0.6$

(٤,١٥)

إذا كانت السيارة متوسطة العمر $\mu=0.25$

والمسافة المقطوعة متوسطة $\mu=0.6$

إذاً سعر السيارة متوسط $\mu=\min(0.25\ ,\ 0.6)=0.25$

من خلال القوانين (٤,١٢) إلى (٤,١٥) نجد تصنيفان لسعر السيارة: باهض ومتوسط (ولهذا السبب كان بالإمكان اختصار القوانين الأربعة في قانونين دون تغيير في النتيجة النهائية).

من القانون (٤,١٢) نرى أن :

سعر السيارة باهظ بدرجة انتماء

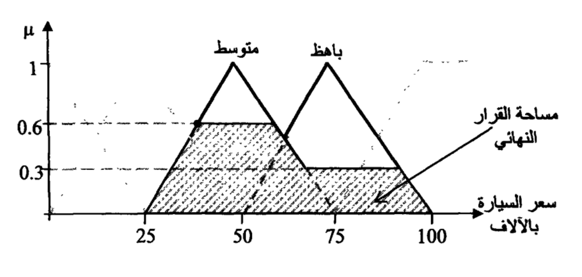
$$\mu = 0.3 \qquad (٤,١٦)$$

ومن القوانين (٤,١٣) إلى (٤,١٥) نرى أن:

سعر السيارة متوسط بدرجة انتماء

$$\mu = \max (0.25, 0.6, 0.25) = 0.6 \qquad (٤,١٧)$$

يمكننا الآن الرجوع للمجاميع الغموضية التي استعملناها لتصنيـــف سعـــر السيـــارة (شكل ٤,١٢) وتحديد مساحة القرار النهائي كما هو موضح في الشكل ٤,١٤.



شكل ٤,١٤ مساحة القرار النهائي

للوصول للقرار النهائي لسعر السيارة نحتاج إلى خطوة إزالة التغميض باستعمال أي من الطرق المتوفرة وبما أن المجاميع الغموضية للقرار هنا متماثلة (Symmetrical) فإنه يمكننا استعمال المعدّل المرجّع كالتالي:

معدل مساحة القرار الأول ٥٠٠٠٠ بدرجة انتماء μ= ٠,٦

معدل مساحة القرار الثاني ٧٥٠٠٠ بدرجة انتماء μ= ٠,٣

السعر النهائي للسيارة = $\frac{(0.6)(50000)+(0.3)(75000)}{(0.6)+(0.3)} = 58330$

ونلاحظ هنا أننا في النهاية وصلنا إلى سعر محدد ودقيق رغم أن كل الخطوات التي اتبعناها في التصميم كانت مرتكزة على المتغيرات اللغوية.

٤,٧ تطبيق نظام الغموض عملياً

من خلال المثال السابق، قد يتبادر إلى الذهن أن تطبيق نظام الغموض يحتاج إلى حسابات كثيرة ووقت طويل إلا أن الواقع عكس ذلك تماماً. فتطبيق هذا النظام عملياً يتم عن طريق الحاسوب ويقتصر جهد المصمم عادة على اختيار المجاميع الغموضية ووضع القوانين، ثم يتكفل الحاسوب ببقية المجهود. وفي الفترة الأخيرة أصبح التصميم أكثر سهولة بتوفر العديد من البرمجيات التي تعنى بهـذا المجـال كبرنامـج الـ MATLAB مثلاً والذي يمكن من خلاله تصميم نظام غموضي في

وقت قصير. إضافة إلى ذلك أصبح الآن بإمكان المهتمين اقتناء شرائح إلكترونية (Chips) بأسعار زهيدة وتحميلها بنظام الغموض بعد تصميمه لتقوم بوظيفتها بشكل مستقل عن الحاسوب.

تمارين

١) لنفرض أننا نود وصف طول الإنسان باستخدام منطق الغموض. ارسم عدداً من دالات العضوية المعقولة للمجاميع الغموضية التالية مستعملاً السنتمتر كوحدة قياس الطول:

- طويل
- قصير
- ليس بقصير

٢) أعد التمرين الأول مستعملاً وزن الأشخاص كمتغير لغوي ومستعملاً الأوصاف التالية:

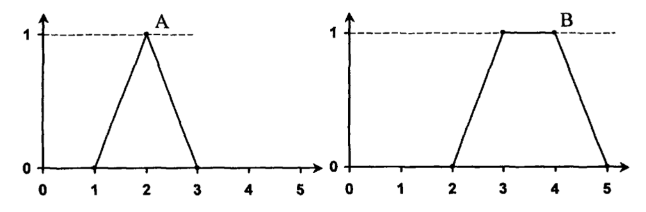
- خفيف جداً
- خفيف
- متوسط
- ثقيل
- ثقيل جداً

٣) أعد التمرين الأول مستعملاً عمر الأشخاص كمتغير لغوي ومستعملاً الأوصاف التالية:

- صغير جداً
- صغير
- متوسط العمر
- كبير جداً

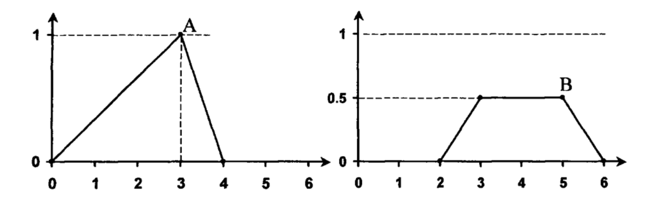
٤) منطلقاً من المجاميع الغموضية A و B المرسومة، أوجد التالي:

- $\overline{A}$
- $\overline{B}$
- $A \cap B$
- $A \cup B$

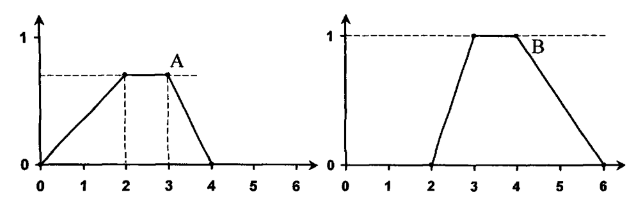


٥) أصدر نظام غموضي معين قراران. الأول ممثل بالمجموعة الغموضية A والثاني ممثل بالمجموعة الغموضية B (كما هو موضح بالرسم):

- ارسم مساحة القرار الغموضي النهائي $A \cup B$.
- قم بعملية إزالة التغميض مستعملاً طريقة مركز المساحة.
- قم بعملية إزالة التغميض مستعملاً طريقة المعدل المرجّح.



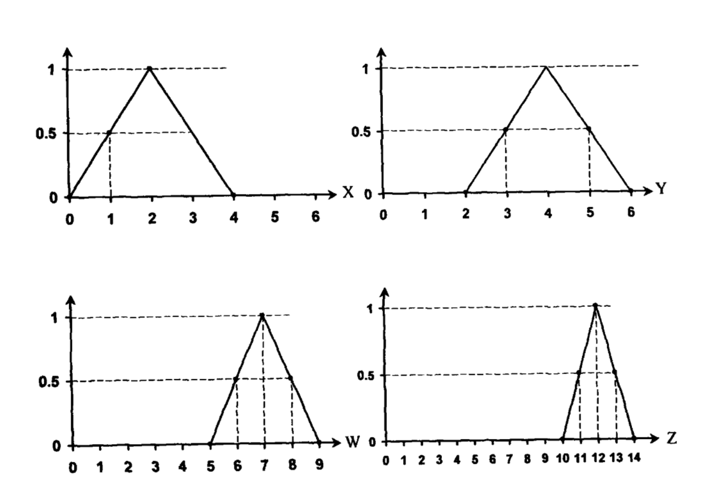
٦) أعد التمرين الخامس في الحالة التالية:



٧) تحتوي قاعدة المعرفة لنظام غموضي على القانونين التاليين:

- إذا كانت X و Y إذن W
- إذا كانت X أو Y إذن Z

مستعملاً المجاميع الغموضية الموضحة في الرسم، أوجد القرار العددي النهائي إذا كانت قيمة X تساوي ٣ وقيمة Y تساوي ٤.



الفصل الخامس

الأنظمة الخبيرة

EXPERT SYSTEMS

لقد شهدت السنوات العشرون الأخيرة تطورات كبيرة في تطبيقات الأنظمة الخبيرة (Expert Systems) والتي تجاوزت حدود المؤسسات الأكاديمية لتغزو الميدان التجاري والصناعي. ووصل عدد هذه التطبيقات عشرات الآلاف لتدرّ عشرات البلايين من الدولارات. ففي الولايات المتحدة الأمريكية لوحدها وصلت عائدات الأنظمة الخبيرة ٦ بليون دولار سنة ١٩٩٥.

فما هي الأنظمة الخبيرة ؟ وما هي مكوناتها؟ وكيف يتم تصميمها وبرمجتها؟ وكيف تختلف عن بقية فروع الذكاء الاصطناعي؟ وأسئلة أخرى سنتناولها في هذا الفصل. لكن قبل ذلك نودّ أن نشير أنه لا يمكن بأي حال من الأحوال تغطية هذا الميدان بالذات في فصل واحد. فهو باختصار شديد ميدان صعب ومعقد. ويحتاج لتخصص إذا ما أراد الإنسان الإلمام به بشكل جيد. ولكن من خلال هذا الفصل سنسلط الضوء على الميدان بشكل عام ولن ندخل في التفاصيل إلا للضرورة. رغم

ذلك، سنسعى لأن يعطي هذا الفصل فكرة كافية عن هذا الميدان الحيوي والمهم.

٥,١ تعريف الأنظمة الخبيرة

يتمثل النظام الخبير في برنامج حاسوبي يبدي، وضمن مجال محدد، درجة من الخبرة في حل المسائل. وتكون طريقة حل المسائل في هذا النظام متشابهة مع الطريقة التي يتوخاها الخبير البشري في المجال المحدد.

والأنظمة الخبيرة مرتبطة ارتباطاً تاماً بالمجال الذي تعمل فيه بمعنى أنه إذا تم تطويرها لحل مسألة معينة فلا يمكن تطبيقها ولا حتى تغييرها لحل مسألة أخرى. فمثلاً، إذا تم تطوير نظامٍ خبيرٍ لتشخيص مرض القلب مثلاً فإنه يصعب تعديله لتشخيص مرضٍ آخر وربما يكون أسهل بكثير لو تم تطوير نظامٍ آخرَ من نقطة الصفر. بالإضافة إلى ذلك، فإن تطوير الأنظمة الخبيرة يزداد تعقيداً كلما اتسعت رقعة مجال عملها. فالنظام الخبير المصمم لتشخيص مرض واحد يكون أسهل من نظام مصمم لتشخيص عدة أمراض.

ولتطوير أي نظام خبير نحتاج إلى خمس مراحل مهمة وهي:

١- **تمثيل المعرفة (Knowledge Representation)**: في هذه المرحلة، يحتاج المصمم لتحديد الطريقة التي سيمثل بها المعارف والقوانين التي تحكم مجال العمل. وهناك طرق عديدة بإمكان المصمم أن

يختار منها، وأكثرها شيوعاً هي طريقة "مخزون القوانيـــــن" أو "قاعدة القوانين" (Rule base) وهي عبارة عـــن مجموعـــة مـــن العبارات المنطقيـــة المكونـــة من " إذا كان كـــذا... إذاً كـــذا" وهي ما تسمى بـــ "If- Then Rules".

٢- **اكتساب المعرفة (Knowledge Acquisition)**: في هذه المرحلـــة يتم تجميع القوانين التي تحكم المجال الذي سيعمل فيه النظام الخبير. وعادة ما يكون مصدر هذه القوانين خبير بشري له إلمام شـــامل بميدان العمل ومعرفة عميقة بكل تفاصيله. فإذا كان مجال عمـــل النظام الخبير هو تشخيص مرض معين فمن الطبيعي أن يلتجـــئ المصمم إلى طبيب مختص لتجميـــع كـــل القـــوانين الـــضرورية للتشخيص.

٣- **محرّك الاستنتاج (Inference Engine)**: بعد اكتـــساب وتمثيـــل المعرفة يحتاج المصمم إلى تحديد الطريقة التي يصل بها النظام الخبير إلى النتيجة على ضوء المعلومات المقدمة له. وهذه المرحلة هـــي أكثر المراحل صعوبة وذلك لتشعب القوانين واتساع قاعـــدها في أغلب الأحيان. وأي قصور في محرك الاستنتاج ينقص من فعالية ودقة النظام الخبير.

٤- **الاختبار (Testing)**: في هذه المرحلة، يختبر المصمم النظام الخبير للتعرف على أدائه وذلك بإدخال بعض الحالات المدروسة بدقة والتثبت من صلاحية الاستنتاج.

٥- **التنفيذ (Implementation)**: وتحتوي هذه المرحلة على كيفية وضع النظام الخبير في العمل، إضافة إلى منهجية المتابعة (monitoring) لأدائه وحتى الصيانة (maintenance).

وغالباً ما تتم برمجة الأنظمة الخبيرة عن طريق لغات حاسوبية خاصة غير التي تستعمل عند عامة المبرمجين ومن أهم هذه اللغات: Prolog، Lisp، و Clips. ولتسهيل عملية التطوير، سعت شركات متخصصة كثيرة إلى توفير برامج حاسوبية جاهزة تسمى قواقع (Shells) لا تحتاج إلا لإدخال قاعدة القوانين. وتقوم هي بالباقي بما في ذلك محرك الاستنتاج. ورغم هذه التسهيلات، يحتاج المصمم إلى خلفية كبيرة في ميدان الأنظمة الخبيرة.

ورغم ما يكتنف هذا الميدان من تعقيد، يزداد الاهتمام به يوماً بعد يوم وذلك سعياً لنقل الخبرات الإنسانية وتخزينها في هذه الأنظمة. ولعل من أهم أسباب هذا السعي أن الخبير البشري معرض لبعض من المشاكل التالية:

- التقاعد أو ترك العمل وبالتالي افتقاد خبرته.
- لا يمكنه التواجد إلا في مكان واحد.
- تناقص المهارة بمرور الوقت أو المرض أو الاحتراق النفسي.
- صعوبة التعامل مع المعطيات الكثيرة.
- السهو أو الذهول أو الارتباك.

في الوقت نفسه، يمتاز النظام الخبير بالإيجابيات التالية:

- دائماً رهن الإشارة.
- دائماً متناسق الأداء.
- له اتصال مباشر وفوري بقاعدة البيانات والمعلومات.
- منطقي وغير عاطفي وغير متحيز.
- لا ينسى ولا يقوم بأخطاء حسابية.
- دائماً متيقظ وملمّ بكل ما يجري.
- يتخذ القرارات حسب الأهداف العامة وليس الأهداف الشخصية.
- يمكن استعماله في أماكن جغرافية مختلفة وفي نفس الوقت.

ورغم ما تمتلكه الأنظمة الخبيرة من إيجابيات، فإنها لا تخلو من سلبيات لعل أهمها:

- جهلها بالعوامل الحضارية وكثيراً ما تظهر بمظهر السذاجة عندما يتعلق الأمر بهذه العوامل.
- ليس لها أي إدراك لحدود قدراتها.
- قد لا تكون لها نفس القدرات البشرية في الإبداع والعبقرية خصوصاً عند التعرض لمعطيات جديدة تماماً.
- تفتقد خصلة (ميزة) المرونة خصوصاً مقارنة بالخبير البشري.
- أحياناً ما تفتقد المصداقية الكافية فالإنسان يرتاح للقرارات البشرية أكثر من قرارات الحاسوب.

من خلال هذا كله يمكننا أن نستشف أن الأنظمة الخبيرة لا تعوض الخبير البشري ولكنها تساعده في اتخاذ القرار. كما أنها تسمح له بتركيز الاهتمام على أمور أخرى عند الحاجة لذلك. والأهم من ذلك هو أن الخبير البشري قادر على تطوير معلوماته ذاتياً في حين أن الأنظمة الخبيرة تحتاج لتطوير مستمر.

٥,٢ تمثيل المعرفة

أول المراحل التي يمر بها مصمم الأنظمة الخبيرة هي اختيار الطريقة التي سيمثل بها المعارف والمعلومات التي ستستعملها هذه الأنظمة للوصول للنتائج. وعند الاختيار، على المصمم أن يراعي الشروط التالية:

- أن توضع المعلومات على شكل يقبله الحاسوب ولا يجد صعوبة في التعامل معه.
- أن يحافظ شكل المعلومات على الحقائق ولا يحدث أي تغيير على المحتوى.
- أن تسمح طريقة التمثيل بتغيير وتطوير المعارف بسهولة.
- أن تكون المعارف والمعلومات موضوعة في صيغة (Format) بسيطة بحيث يسهل على المستعمل قراءتها وفهمها.

في الحقيقة، هناك عدد كبير من طرق التمثيل تستوفي كل هذه الشروط لكن أكثرها شيوعاً حتى في الأنظمة الخبيرة المتوفرة تجارياً هي طريقة "قاعدة القوانين" (Rule base) على غرار المثال التالي:

القانون (١) : إذا كانت (درجة الطالب ٦٠ من مائة أو أكثر) إذن (يعتبر الطالب ناجحاً).

القانون (٢) : إذا كانت (درجة الطالب أقل من ٦٠) إذن (يعتبر الطالب راسباً).

وهذه القوانين هي عبارة عن مجموعة من العبارات المنطقية المكونة من "إذا كان كذا... إذاً كذا..." فالشطر الأول من القانون يمثل

الشرط (Premise) والشطر الثاني يمثل جواب الشرط أو الناتج (Consequent / Conclusion).

بإمكان الشرط أن يكون مكوناً من مجموعة من العبارات المنطقية المترابطة إما بـ "و" (and) أو بـ "أو" (or) لكن جواب الشرط لا يمكن أن يحتوي على "أو". وهذه النوعية من القوانين تسمى قوانين متعددة الشروط أو متعددة الاستنتاج على غرار المثال التالي:

إذا كان [(مجموع الطالب ممتازاً)]
أو كان [(مجموعه جيد جداً) و (درجته في الرياضيات ممتازة)]
إذاً [(يُقبل في كلية الهندسة) و (لا يُطالب بأخذ مواد إضافية)]

وأي قانون من القوانين التي تحتويها قاعدة البيانات يكون على حالة من الحالات الأربع الممكنة وهي:

- حالة الطرح (Discard) وفي هذه الحالة يصرف النظر عن هذا القانون.
- حالة النشاط : وفي هذه الحالة يكون القانون نشيطاً ومتحفزاً (Active).
- حالة التزنّد (Trigger) (والتزنّد من الزناد) وفي هذه الحالة يكون القانون متأهباً للانطلاق.

- حالة الانطلاق (Fire): وهي الحالة التي تصبح فيها نتيجة القانون سارية المفعول.

وتُحدّد حالة القوانين حسب القواعد التالية:

- إذا كان شرط القانون صحيحاً يكون القانون ككل في حالة "التزنّد" (Trigger).
- إذا كان شرط القانون غير صحيح يصبح القانون إما في حالة "عدم نشاط" أو حالة "طرح".
- لا يمكن للقانون أن يصل إلى حالة "الانطلاق" بدون المرور بحالة "التزنّد".
- إذا كان القانون في حالة "الانطلاق" يُصبح جواب الشرط (أو الناتج) ساري المفعول. ويفقد القانون بعد ذلك خاصية النشاط لينتقل إما لحالة "الطرح" أو حالة "عدم النشاط".
- إذا لم يكن القانون في حالة "الانطلاق" أو "الطرح" فإنه يكون حتما في حالة "النشاط".

مثال: لإيضاح هذه المفاهيم لنأخذ هذا المثال المكون من قانونين.

القانون الأول: إذا كانت $(A \neq X)$ و $(Y = B)$

إذن $(Z = C)$

القانون الثاني: إذا كانت $[(X=A)$ أو $(Y \neq B)]$ و $[W = D]$

إذن $(V = C)$

لنفترض أن $(X = A)$ و $(W = D)$. في هذه الحالة نرى أن شــرط القانون الأول غير متوفر (غير صحيح) وبالتالي يكون القــانون الأول في حالة "طرح" ويُصرف عنه النظر. أما شرط القــانون الثــاني فهـــو صحيـــح وبهذا يكون القانون الثاني في حالة "تزنّد" ثم حالة "انطلاق". لذلك يكون ناتج القانون الثاني ساري المفعول ليعطي النتيجــة النهائيــة $(V = C)$.

أحياناً قد تُصْدر القوانين أكثر من نتيجة مختلفة. في هذه الحالـــة يجب أن نعطي كل قانون قيمة معينــة تُسمـــى بـــ "عـــامـــل الثقـــة" (Confidence Factor) تعكس مدى ثقتنا في القانون. وعنـــد تـــضارب النتائج، تُفضّل نتائج القوانين التي لها قيم أكبر لعامل الثقة. أما إذا كانت النتائج غير متضاربة فلن يكون هناك داعي لاستعمال هذا العامل.

بعد صياغة القوانين وعند تخزينها في قاعدة البيانات يجـــب علـــى المصمم أن يراعي عدداً من التوجيهات من أهمها:

- تجميع القوانين (Grouping) وذلك حتى يسهل تغييرها وتطويرهـــا لاحقاً. وتُجمع القوانين حسب تشابه نتائجها.

- ترتيب مجاميع القوانين: وتكون الأولوية في هذا الترتيب للقـــوانين التي تعطي النتيجة النهائية تليها بعد ذلك القوانيـــن ذات النتائـــج الوسيطـــة أو الوسطيـــة (Intermediate).
- يمكن لمجموعة من القوانين أن تحتوي على مجموعات أصـــغر ذات نتائج متشابهة.
- يجب تفادي الاقتصاد في عدد القوانين لأن التبـــسيط في قاعـــدة القوانين قد يسبب ضعفاً في الأنظمة الخبيرة وهذا علـــى عكـــس الطرق الأخرى للذكاء الاصطناعي والتي تزيدها البساطة فعاليـــة أكبر.
- من المستحسن استعمال النعوت والصفات عوضاً عن الأرقام كأن تقـــول "وقت طويل" عوضـــا عن "وقت > ١٠٠ دقيقة".

بعد أن تعرضنا لكيفية تمثيل القوانين سنتطرق الآن لكيفية اكتساب القوانين والمعارف التي سننقلها للأنظمة الخبيرة. وهذه الخطوة هي فعلاً ما يمكـــن أن نعتبـــره "عنق الزجاجة" (Bottleneck) لما تـــستهلكه مـــن وقـــت وجهـــد ولما يمكن أن تسببـــه مـــن إزعاج للمصمم.

٥,٣ اكتساب المعرفة

في إطار الأنظمة الخبيرة تعتبر عملية اكتساب المعرفة فناً وعلماً في نفس الوقت. إضافة إلى ذلك تحتاج هذه العملية إلى خبرة كبيرة وإلمام عميق وشامل بطبيعة الميدان الذي ستعمل فيه الأنظمة الخبيرة بعد تصميمها. ويمكن للمصمم أن يكتسب المعارف المتعلقة بموضوع مّا عن طريق إحدى أو كلا الطريقتين التاليتين. في الطريقة الأولى تكتسب المعرفة عن طريق خبير بشري يمد المصمم بكل المعلومات التي يحتاجها. أما في الطريقة الثانية فيكون مصدر المعلومات مجرد البيانات التاريخية التي تكون مخزنة في الحاسوب أو حتى في السجلات وتعكس بعض الحقائق أو حتى القوانين المهمة في مجال معين.

٥,٣,١ اكتساب المعرفة عن طريق خبير المجال

يمكن لمصمم النظام الخبير أن يحاول اكتساب المعارف (التي سيخزنها في الحاسوب) عن طريق خبير بشري له دراية كبيرة بتفاصيل المجال الذي سيُستعمل فيه النظام الخبير بعد تصميمه. وهذا الخبير يسمى خبير المجال (Domain Expert). ورغم أن هذه الطريقة تعتبر المسلك البديهي لتجميع المعارف الأساسية إلا أنها لا تخلو من عيوب كثيرة من أهمها:

- صعوبة العثور على خبير المجال في حالات كثيرة.
- بعض المجالات لا يوجد بها خبراء بالمعنى الصحيح مثل أسـواق البورصة والأسهم (Stock Market).
- بعض الخبراء لا يفضلون الإدلاء بخبراتهم لأسباب شخـصية أو مهنية.
- بعض الخبراء ليست لديهم أية فكرة عن الآلية التي يـستعملونها للوصول دائماً للقرارات الصائبة وبالتالي يصعب الاستفادة مـن خبراتهم.

إضافة إلى كل هذا فإن هذه الطريقة تحتاج إلى شخصين: أحـدهما خبير في مجال العمل والثاني خبير في تطوير الأنظمة الخبيرة. وعلى هذين الشخصين أن يكونا على اتصال مكثف عن طريق جلـسات عديـدة ومطولة حتى يتم نقل الخبرة البشرية إلى النظام الخبير. وهذه الشروط تزيد من التعقيد والصعوبات على عملية تطوير الأنظمة الخبيرة إضافة إلى مـا تحتاجه من تكاليف مادية باهظة. ويمكن لـشخص واحـد أن يقـوم بالتصميم في إحدى الحالتين التاليتين:-

أ) عندما يكون المصمم هو نفسه خبير المجال:

يدعي علماء النفس أن الإنسان يحتاج إلى أكثر من ٥٠ ألف معلومة في مجال دقيق حتى يصبح خبيراً في هذا المجال ويستغرق هـذا الكـسب

للمعلومات عشر سنوات على الأقل. لكن الكثير من المجالات لا تحتاج إلى خبراء من أعلى مستوى. في هذه الحالة بإمكان مصمم النظام الخبير أن يجعل نفسه خبير المجال عن طريق القراءة أو التدريب أو غيره. وبالتالي تكون عملية التصميم أقل صعوبة وأقل تكلفة.

ب) عندما يكون خبير المجال هو نفسه مصمم النظام الخبير:

في الحالة السابقة قد يكتفي المصمم بمعلومات أساسية وسهلة الاكتساب عن مجال التطبيق وليست له حاجة للوصول إلى مستوى خبير المجال. لكن إذا أراد خبير المجال أن يكون هو نفسه مصمم النظام الخبير فسيحتاج إلى دراية واسعة ومعرفة عميقة بأنظمة الحاسوب والبرمجة وقوانين وعلم الأنظمة الخبيرة وهذا من الصعوبة بمكان. ولتحقيق ذلك يحتاج خبير المجال إلى وقت وجهد كبيرين إضافة إلى التكاليف الباهظة لكسب المهارات العلمية الضرورية.

بناءً على ما سبق نرى أن لكل طريقة سلبيات عديدة. وربما من المستحسن أن يتم تصميم الأنظمة الخبيرة عن طريق متخصص في هذه الأنظمة وبمساعدة خبير مجال له بعض الدراية بهندسة المعرفة (Knowledge Engineering).

٥,٣,٢ اكتساب المعرفة عن طريق البيانات التاريخية

في كثير من الحالات وفي العديد من المجالات توجد قاعدة من البيانات تخزّن معلومات تاريخية مهمة تعكس الكثير من الحقائق والقوانين تُغني عن خبير المجال. وإذا ما كانت هذه القاعدة تخدم المسألة المراد حلها، وإذا ما احتوت على أمثلة كثيرة من القرارات الصحيحة والسليمة التي تم اتخاذها في السابق، فإنه بالإمكان تحويلها إلى مجموعة من القوانين يمكن للأنظمة الخبيرة استعمالها لاتخاذ القرار.

مثال ٥,١

لتوضيح ذلك، لنفترض أن عالمنا لا يحتوي إلا على أربع وسائل نقل مختلفة وهي:

- الدراجة العادية
- الدراجة النارية
- السيارة
- الحافلة

قبل وضع القوانين التي ستحدد نوع وسيلة النقل علينا أن نضع الصفات (Attributes) المهمة ومنها:

- المحرك
- الطول
- العلوّ
- عدد العجلات
- السرعة
- الشكل
- اللون

بعد ذلك، يجب إبعاد الصفات التي لا تخدم اتخاذ القرار كأن نستبعد السرعة لأن دراجة نارية في أقصى سرعتها تسبق سيارة تسير ببطء. كذلك بإمكاننا أن نستبعد الشكل لتنوعه وصعوبة تمثيله. يمكن كذلك استبعاد اللون لأنه لا يعكس بأي حال من الأحوال نوعية وسيلة النقل. لكن عند استبعاد بعض الصفات يجب أن نراعي شيئين مهمين : الأول هو أن لا تكون الصفات الباقية كثيرة جداً مما يضفي الكثير من التعقيد على القوانين. والثاني هو أن لا تكون الصفات قليلة جداً مما يحدّ من قدرة الأنظمة الخبيرة على التفريق واتخاذ القرار الصحيح.

بعد حصر الصفات الأساسية يمكن تلخيصها وعرضها كما هو مبين في الجدول ١,٥. بعد سرد كل الصفات المتوفرة، يمكننا الآن رسم

شجـــرة القـــرار (Decision Tree). وتتكون هذه الشجرة من مجموعـــة من العُقد (Nodes). وبما أننا نطمح إلى الوصول إلى مجموعة من القوانين على شكل "إذا كان كذا" " إذاً كذا" فإنه من المستحسن أن نـــستعمل عُقدة مربعة لترمز لـــ "إذا كان كذا" وعُقدة مدورة لنرمز لـــ "إذاً كذا".

تعـــرض الأشكال من ٥,١ إلى ٥,٣ بعض أشجار القرار لهذا المثال. نلاحـــظ أن الشكل ٥,١ لا يحتاج إلا إلى صفتين وهما الطـــول والمحـــرك وبذلك يمكن وضع القوانين التالية:

القانون ١ : إذا كانت وسيلة النقل بدون محـــرك، إذن فهـــي دراجة عادية

القانون ٢ : إذا كانت وسيلة النقل بمحرك وكانت قـــصيرة، إذن فهي دراجة نارية

القانون ٣ : إذا كانت وسيلة النقل بمحرك وكانت متوسطة الطول، إذن فهي سيارة.

القانون ٤ : إذا كانت وسيلة النقل بمحرك وكانت طويلة، إذن فهي حافلة.

جدول ٥,١ حوصلة الصفات الأساسية لبعض وسائل النقل

الصفة	نوع وسيلة النقل			
	دراجة عادية	دراجة نارية	سيارة	حافلة
وجود محرك	لا	نعم	نعم	نعم
الطول	قصيرة	قصيرة	وسط	طويلة
العلوّ	منخفضة	منخفضة	وسط	عالية
العجلات	٢	٢	٤	أكثر من ٤

شجرة القرار الممثلة في الشكل ٥,٢ أيضاً مقبولة ولا تحتاج إلا لصفتين وهما العلو والمحرك وبذلك يمكن وضع القوانين التالية:

القانون ١ : إذا كانت وسيلة النقل منخفضة وبدون محرك، إذن فهي دراجة عادية.

القانون ٢ : إذا كانت وسيلة النقل منخفضة وبمحرك، إذن فهي دراجة نارية.

القانون ٣ : إذا كانت وسيلة النقل متوسطة العلو، إذن فهي سيارة.

القانون ٤ : إذا كانت وسيلة النقل عالية، إذن فهي حافلة.

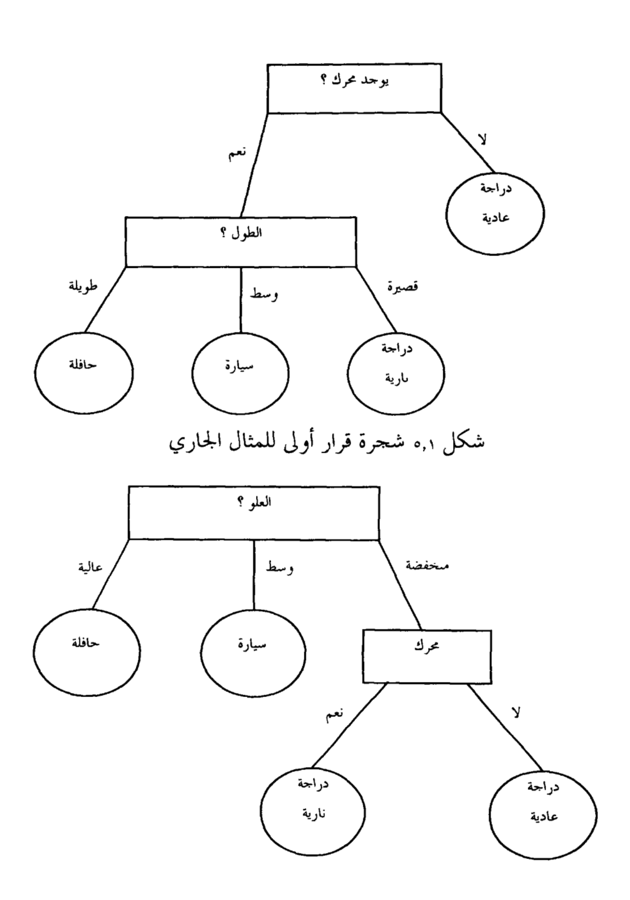
نلاحظ هنا رغم البساطة الشديدة لهذا المثال توجد العديد من أشجار القرار المختلفة ليست كلها مقبولة ويوضح الشكل ٥,٣ إحدى هذه الأشكال التي تستعمل عددا من الصفات التي قد تكون زائدة عن اللازم.

من الجدير بالذكر هنا أن هناك عدد من الحالات التي تكون فيها الزيادة أفضل من النقصان. فرغم أن الزيادة في عدد الصفات يجعل قاعدة القوانين في الأنظمة الخبيرة أكبر وأكثر تعقيداً مما يجعل مهمة تطويرها وتحسينها أكثر صعوبة إلا أنها أحيانا تعطي النظام مرونة أكثر. فمثلاً لو لم يتمكن المستعمل للنظام في المثال السابق من معرفة إذا كان هناك محرك أم لا (وهذا وارد إما بسبب المسافة أو غيرها) فلا يُمكن للقوانين المستوحاة من الشكل ٥,١ أن تصل إلى قرار في حين أن القوانين المستوحاة من الشكل ٥,٢ أو ٥,٣ يمكنهما على الأقل التعرف على السيارة والأوتوبيس. وهذا طبعاً أفضل من لا شيء.

نظراً لبساطة المثال السابق تمكنا من وضع عدد من القوانين بطريقة يدوية. لكن في كثير من الأحيان وفي الأمثلة العملية يصل عدد القـــوانين إلى المئات وحتى الآلاف ويصبح من شبه المستحيل اكتساب المعرفة بهذه الطريقة. لذلك يحتاج المصمم إلى طرق أخرى لعل أهمها البرامج الحاسوبية المتوفرة والتي بإمكانها – وبطريقة آلية – توليد القوانين من قاعدة البيانات المتوفرة. من أهم هـــذه البرامـــج تلك التي تأتي مـــع القواقـــع (Shells) مثـــل VP-Expert والذي تنتجه شركة Paperback Software الأمريكية أو قوقعـــة X_1 Plus والتي تنتجها شركة Expertech Ltd البريطانية.

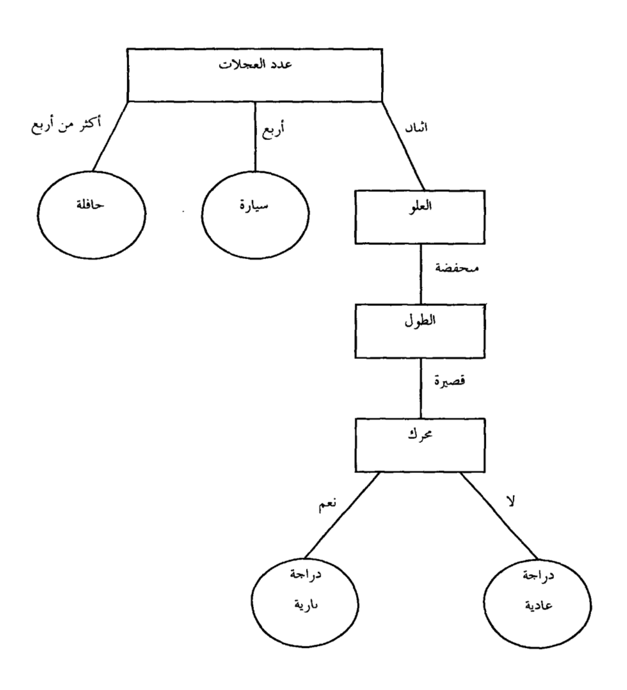
٥,٤ محرك الاستنتاج

بعد اكتساب المعرفة وتمثيلها على شكل قاعدة للقوانين تأتي المرحلة الثالثة وهي مرحلة محرك الاستنتاج (Inference Engine). ومهمـــة هـــذا المحرك تبدأ باستقبال الحقائق والمعطيات التي يمده بها مـــستعمل النظـــام. ويقوم بمعاجلة (Processing) هذه المعطيات عن طريق تمريرهـــا بقاعـــدة القوانين وتنتهي مهمته بإصدار الاستنتاجات أو النصائح حسب الحاجة. ويعتبر محرك الاستنتـــاج من أهـــم مكونـــات الأنظمة الخـــبيرة وهـــو الفـــارق الأساســـي بينهـــا وبين مـــا يـــسمى بالبرمجـــة الخِبْرَوِيّـــة (Heuristic Programming).



شكل ٥,١ شجرة قرار أولى للمثال الجاري

شكل ٥,٢ شجرة قرار ثانية للمثال الجاري



شكل ٥,٣ شجرة قرار ثالثة للمثال الجاري

إضافة إلى ذلك، فإن هذا المحرك هو الذي يحـــدد مـــدى فعاليـــة (Efficiency) النظام الخبير وهو المتحكم الأساسي في عملية الاستشـــارة (Consultation). ويتم هذا التحكم عبر ثلاث مهمات رئيسية وهي:

- كيفية البدء بعملية الاستنتاج.
- تحديد القانون الذي يجب أن "يطلق" في حالة وجود أكثـــر مـــن قانون في وضعية "التزنّد".
- تحديد الطريقة التي ستتم بها عملية البحث عن النتيجة (من ضمن طرق عديدة سنتطرق إليها لاحقا).

فكما أن قاعدة المعارف تضم قوانيناً وحقائقاً عن المجال (Domain) فإن محرك الاستنتاج يضم قوانيناً وحقائقاً عن التحكم والبحث. ويجب أن تكون هاتان القاعدتان منفصلتان تماماً وذلك للفوائد التالية:

- بإمكان المصمم تحديث (Update) قاعدة المعارف دون تغيير كبير على محرك الاستنتاج.
- بإمكان المصمم تغيير محرك الاستنتاج دون تأثير يذكر على قاعدة المعارف.
- يسمح هذا الانفصال باستخدام "القواقع" وتوفرها تجارياً.

- تسهّل القواعد عملية التصميم وتقلل من الحاجة لمهندس المعرفة (Knowledge Engineer).

وفي عملية الاستقصاء والبحث عن النتيجة، يستعمل محرك الاستنتاج واحدة من الاستراتيجيات الثلاث المتوفرة وهي: استراتيجية السَّلْسَلة الأمامية (Forward Chaining)، استراتيجية السَّلْسَلة الارتدادية (Backward Chaining)، واستراتيجية السَّلْسَلة بنسق مختلط (Mixed-Mode Chaining).

٥,٤,١ السَّلْسَلة الأمامية

تبدأ عملية الاستقصاء باستعمال السَّلْسَلة الأمامية من المعطيات وتنتهي بالنتائج، على عكس السَّلْسَلة الارتدادية التي تفترض النتيجة وتتأكد من صحتها بالرجوع إلى المعطيات. وتستعمل طريقة السَّلْسَلة الأمامية عندما تحتوي المسألة على شروط أو فرضيات قليلة واستنتاجات كثيرة. وللتبسيط، سنستعرض خطوات السَّلْسَلة الأمامية عن طريق المثال التالي:

مثال ٥,٢ : تطبيق السلسلة الأمامية

تعرضنا في المثال السابق إلى بعض القوانين البسيطة التي تحدد وسيلة النقل حسب بعض المواصفات المبسطة. وإذا أخذنا مثلاً الشكل ٥,١ فستكون القوانين كالتالي:

القانون ١ : إذا كانت وسيلة النقل بدون محرك

إذن فهي دراجة عادية

القانون ٢ : إذا كانت وسيلة النقل بمحرك

وإذا كانت قصيرة

إذن فهي دراجة نارية

القانون ٣ : إذا كانت وسيلة النقل بمحرك

وإذا كانت متوسطة الطول

إذن فهي سيارة

القانون ٤ : إذا كانت وسيلة النقل بمحرك

وإذا كانت طويلة

إذن فهي حافلة.

لنفتــرض الآن أن مستعمِل النظــام كــان قــد رأى دراجــة نــاريــة (طبعــاً نحن نفترض أنه لا يعرف أنها دراجة نارية، كــأن لم يكن قد رآها من قبل). قبل سرد خطوات السَّلْسَلة الأمامية. سنحتاج إلى ترميز وضعيات أو حالات القوانين التي سنستعملها ويحتوي الجدول ٥,٢ على هذه الرموز.

الخطوة الأولى: تبــدأ استراتيجيــة الاستقصاء برســم ثلاثة جداول : الأول يُوضــح حالة القوانيــن والشــروط والثانـــي لقــائمــة الصفــات والثــالــث كذاكرة (Memory). في البدايــة تكون كل القــوانين نــشطــة (ن) وغــير مؤشــرة (غ). وتكون كل الشروط غير محددة أي حرّه (ح). مع ملاحظة أن القانون الأول له شرط واحــد في حين أن القوانين الثلاثة الأخرى لها شــرطان. يوضــح الجدول ٥,٣ عملية الاستقصاء مع نهاية هذه الخطوة.

جدول ٥,٢ الرموز المستعملة لتوضيح حالة القوانين

الرمز	حالة القانون	
(م)	قانون مؤَشَّر	(Marked)
(ن)	قانون نشط	(Active)
(ط)	قانون مطروح (مستغنى عنه)	(Discarded)
(غ)	قانون غير مؤشر	(Unmarked)
(ز)	قانون مزَنَّد	(Triggered)
(مق)	قانون مطلوق (ساري المفعول)	(Fired)
(ح)	شرط حر (غير محدد)	(Free)
(خ)	شرط خاطئ	(False)
(ص)	شرط صحيح	(True)

جدول ٥,٣ الخطوة الأولى

رقم القانون	حالة القانون	رقم الشرط	حالة الشرط
(١)	ن، غ	(١) — ١	ح
(٢)	ن، غ	(٢) — ١	ح
		(٢) — ٢	ح
(٣)	ن، غ	(٣) — ١	ح
		(٣) — ٢	ح
(٤)	ن، غ	(٤) — ١	ح
		(٤) — ٢	ح

الذاكرة	قائمة الصفات

الخطوة الثانية: يُسأل المستعمل عشوائياً عن إحدى الصفات كأن يُسأل مثلاً عن طول وسيلة النقل التي رآها. وحسب افتراضنا، فإن وسيلة النقل التي رآها قصيرة، إذاً توضع صفة "الطول" في جدول قائمة الصفات، وقيمتها "قصيرة" في جدول الذاكرة.

الخطوة الثالثة: يتم مسح شامل لكل القوانين والشروط. في حالة عدم وجود قوانين نشطة تتوقف عملية الاستقصاء. أما إذا وجدت قوانين نشطة فننظر إذا كانت تحتوي على الصفة الموجودة في الذاكرة ويتم على ضوئها تغيير حالة القوانين والشروط على النحو التالي:

- إذا كان الشرط خاطئ (خ) يُصبح القانون مطروحاً (ط).
- إذا كانت كل الشروط صحيحة (ص) يُصبح القانون مزندا (ز) وتوضع نتيجته ورقمه في جدول قائمة الصفات.
- في حالة عدم تزنيد أي من القوانين ترجع عملية الاستقصاء إلى الخطوة الثانية.

الخطوة الرابعة: تشطب الصفة الأخيرة من قائمة الصفات ويـــتم تغـــيير القانون من مزنّد (ز) إلى مطلوق (مق) وتوضع النتيجة في جدول الذاكرة وترجع العملية إلى الخطوة الثالثة. يوضح الجدول ٤,٥ عملية الاستقصاء مع نهاية هذه الخطوة.

الخطوة الخامسة: تشطب الصفـــة الأخيرة من قائمة الـــصفات. ويـــتم مسح القوانين بحثاً عن أي قانون نشط (ن) وغير مؤشر (غ) (القانون (١)، (٢) في الجدول السابق). يتم تغـــيير أول هذه القوانين (القانون (١)) إلى مؤشَر (م). ثم يُسأل المستعمل عن صفة أي شرط مازال غير محدد أو حـــرّ (ح). إذا كانت هناك إجابة، تنتقل عملية الاستقـــصاء إلى الخطوة التالية وإلا فإنها ترجع إلى الخطوة الثانية.

الخطوة السادسة: توضـــع الصفـــة الأخيـــرة ورقـــم القانون في قائمة الصفات وتوضع قيمتها في جدول الذاكرة ويتم تغيير حالة القانون إلى غير مؤشـــر (غ) وتعـــود عمليـــة الاستقصاء إلى الخطوة الثالثة. يوضـــح الجـــدول ٥,٥ النتيجة النهائية وهي كما هو منتظر أن وسيلة النقـــل دراجة نارية.

جدول ٤,٥ نتيجة الخطوة الرابعة

رقم القانون	حالة القانون	رقم الشرط	حالة الشرط
(١)	ن، غ	(١) — ١	ح
(٢)	ن، غ	(٢) — ١	ح
		(٢) — ٢	ح، ص
(٣)	ن، غ، ط	(٣) — ١	ح
		(٣) — ٢	ح، خ
(٤)	ن، غ، ط	(٤) — ١	ح
		(٤) — ٢	ح، خ

الذاكرة	قائمة الصفات
الطول = قصيرة	الطول

جدول ٥,٥ النتيجة النهائية

رقم القانون	حالة القانون	رقم الشرط	حالة الشرط
(١)	ن، غ، م، غ، ط	(١) — ١	ح، خ
(٢)	ن، غ، ز، مق	(٢) — ١	ح، ص
		(٢) — ٢	ح، ص
(٣)	ن، غ، ط	(٣) — ١	ح
		(٣) — ٢	ح، خ
(٤)	ن، غ، ط	(٤) — ١	ح
		(٤) — ٢	ح، خ

الذاكرة	قائمة الصفات
الطول = قصيرة	~~الطول~~
محرك = موجود	~~محرك (قانون ١)~~
وسيلة النقل = دراجة نارية	وسيلة النقل (قانون ٢)

نلاحظ في هذا المثال أنه بعد انتهاء عملية الاستقصاء كان هناك قانون واحد مزنّد وبالتالي توصلنا إلى نتيجة واحدة. في كثير من الحالات يُزنّد عدد كبير من القوانين ولذلك يجب تحديد بعض الضوابط لاختيار أي من القوانين المُزنّدة الذي يجب أن يُطلق وتُعتمد نتيجته. بالإمكان وضع بعض الضوابط البسيطة كأن تُرتب القوانين مسبقاً حسب أولويتها وبالتالي يطلق القانون الذي له أولوية أكبر ضمن كل القوانين المُزنّدة. بالإمكان كذلك إطلاق أول القوانين التي زُنّدت أو آخرها كعملية بسيطة للحسم.

٥,٤,٢ السَّلسَلة الارتدادية

تبدأ السَّلسَلة الارتدادية بنتيجة مؤقتة أو مبدئية وترتد العملية في اتجاه شروط القوانين للتثبت إذا ما كانت النتيجة المفترضة صحيحة أم لا. وتكون هذه الطريقة ناجعة في المسائل التي لها عدد قليل من النتائج وعدد كبير من الشروط والفرضيات. وتمر عملية الاستقصاء هذه بست خطوات وهي:

الخطوة الأولى: تُرسم ثلاثة جداول فارغة ويُخصص الجدول الأول لحالة القوانين والثاني للذاكرة والثالث لقائمة الأهداف أو النتائج.

الخطوة الثانية: يتم اختيار نتيجة مبدئية وتوضع في جدول الأهداف.

الخطوة الثالثة: يتم فحص نتائج كل القوانين النشطة بحثاً عن الهدف الموجود في قائمة الأهداف.

- إذا كانت قائمة الأهداف فارغة تتوقف عملية الاستقصاء.
- إذا وُجد قانون واحد تنتقل عملية الاستقصاء إلى الخطوة السادسة.
- إذا وُجد أكثر من قانون، يُختار أي قانون مزنّد من هذه القوانين وتنتقل العملية إلى الخطوة السادسة.
- في حالة عدم وجود أي من القوانين تنتقل العملية إلى الخطوة الرابعة.

الخطوة الرابعة: بالنسبة للهدف الموجود في قائمة النتائج، يتم اختيار صفة إحدى الشروط الموصلة إليه ويُطلب من المستعمل تحديد قيمة هذه الصفة. في حالة عدم وجود أي من الصفات

توقف العملية. أما في حالة وجودها فيتم تحويل صفة الهدف من قائمة الأهداف إلى الذاكرة.

الخطوة الخامسة: على ضوء المعطيات الموجودة في الذاكرة يتم تحديث جدول حالة القوانين. فإذا كان الشرط خاطئاً يتم الاستغناء عن القانون (يُطرح). أما إذا كانت كل الشروط صحيحة يُزند القانون وترجع العملية إلى الخطوة الثالثة.

الخطوة السادسة: إذا كان هناك قانون مُزنّد، يُشطب الهدف الأخير من قائمة الأهداف وتوضع قيمته في الذاكرة. وتتغير حالة القانون من التزنيد إلى الإطلاق وترجع العملية إلى الخطوة الخامسة. أما إذا كان القانون غير مُزنّد، يتم اختيار أول صفة مجهولة في هذا القانون وتوضع مع رقم القانون في قائمة الأهداف وترجع العملية إلى الخطوة الثالثة.

سيوضح المثال التالي هذه الخطوات.

مثال ٥,٣ : تطبيق السلسلة الارتدادية

في هذا المثال، سنستعمل نفس القوانين التي استعملت في المثال ٥,٢ وسيتم تطبيق استراتيجية السَّلسلة الارتدادية.

في هذا المثال، هناك هدف واحد وهو "وسيلة النقل". إذاً توضع كلمة "وسيلة النقل" في قائمة الأهداف. بما أن القوانين الأربعة نشطة وبما أن وسيلة النقل (وتحديداً مرادفها "هي") موجودة في نتائج كل القوانين وبما أن كل هذه القوانين غير مُزنّدة، فإننا نختار عشوائياً القانون الأول. ونكون قد أنهينا الخطوات الثلاثة الأولى.

بما أن لدينا الآن قانون واحد وحسب ما هو موضح في الخطوة الثالثة يجب أن نقفز للخطوة السادسة.

في هذه الخطوة سنختار أول صفة مجهولة في شرط القانون رقم واحد. نجد أن هناك صفة واحدة وهي صفة "المحرك". إذاً نضع هذه الصفة ورقم القانون في جدول الأهداف. يوضح الجدول ٥,٦ عملية الاستقصاء مع نهاية هذه الخطوة.

جدول ٦,٥ المرور الأول

رقم القانون	حالة القانون	رقم الشرط	حالة الشرط
(١)	ن	(١) — ١	ح
(٢)	ن	(٢) — ١	ح
		(٢) — ٢	ح
(٣)	ن	(٣) — ١	ح
		(٣) — ٢	ح
(٤)	ن	(٤) — ١	ح
		(٤) — ٢	ح

الذاكرة	قائمة الأهداف
	وسيلة النقل المحرك (قانون ١)

نعود الآن إلى الخطوة الثالثة ونفحص نتائج القوانين الأربعة (بما أنها كلها مازالت نشطة) بحثا عن صفة "المحرك". طبعاً لا توجد صفة المحرك في أي نتيجة من نتائج هذه القوانين لهذا نطلبها من المستعمل الذي سيجيب بأن وسيلة النقل التي رآها بها محرك. نشطب إذاً صفة المحرك من قائمة الأهداف ونضعها مع قيمتها "موجود" في الذاكرة. ونكون قد انهينا الخطوة الرابعة. في الخطوة الخامسة يتم تحديث جدول حالة القوانين على ضوء المعطيات الموجودة في الذاكرة كما هو موضح في الجدول ٥,٧.

الآن، تم طرح القانون الأول والاستغناء عنه لأن شرطه غير متوفر (خاطئ). في نفس الوقت ليس لدينا أي قانون مزنّد. فنختار أول قانون نشط وهو القانون رقم ٢. أول شرط مجهول في هذا القانون هو الشرط الثاني والذي يحتوي على صفة "الطول". نضع إذاً هذه الصفة مع رقم القانون في قائمة الأهداف ثم نعود إلى الخطوة الثالثة فلا نجد صفة الطول في أي من نتائج القوانين النشطة، لذا نطلب من المستعمل إعطاء النظام قيمة الطول. ستكون الإجابة أن وسيلة النقل التي رآها قصيرة. تشطب إذاً صفة الطول من قائمة الأهداف وتوضع مع قيمتها في الذاكرة ويتم مجدداً تحديث حالة القوانين كما هو موضح في الجدول ٥,٨.

جدول ٧,٥ المرور الثاني

رقم القانون	حالة القانون	رقم الشرط	حالة الشرط
(١)	ن، ط	(١) — ١	ح، خ
(٢)	ن	(٢) — ١	ح، ص
		(٢) — ٢	ح
(٣)	ن	(٣) — ١	ح، ص
		(٣) — ٢	ح
(٤)	ن	(٤) — ١	ح، ص
		(٤) — ٢	ح

الذاكرة	قائمة الأهداف
المحرك = موجود	وسيلة النقل ~~المحرك (قانون ١)~~

جدول ٥,٨ المرور الثالث

رقم القانون	حالة القانون	رقم الشرط	حالة الشرط
(١)	ن، ط	(١) — ١	ح، خ
(٢)	ن، ز	(٢) — ١	ح، ص
		(٢) — ٢	ح، ص
(٣)	ن، ط	(٣) — ١	ح، ص
		(٣) - ٢	ح، خ
(٤)	ن، ط	(٤) - ١	ح، ص
		(٤) - ٢	ح، خ

الذاكرة	قائمة الأهداف
المحرك = موجود	وسيلة النقل
الطول = قصيرة	~~المحرك (قانون ١)~~
	~~الطول (قانون ٢)~~

جدول ٥,٩ الجدول النهائي

رقم القانون	حالة القانون	رقم الشرط	حالة الشرط
(١)	ن، ط	(١) — ١	ح، خ
(٢)	ن، ز، مق	(٢) — ١	ح، ص
		(٢) — ٢	ح، ص
(٣)	ن، ط	(٣) — ١	ح، ص
		(٣) — ٢	ح، خ
(٤)	ن، ط	(٤) — ١	ح، ص
		(٤) — ٢	ح، خ

الذاكرة	قائمة الأهداف
المحرك = موجود	~~وسيلة النقل~~
الطول = قصيرة	~~المحرك (قانون ١)~~
وسيلة النقل = دراجة نارية	~~الطول (قانون ٢)~~

نلاحظ من خلال الجدول ٥,٨ أن الهدف الوحيد غير المشطوب هو "وسيلة النقل" كما نلاحظ أن كل القوانين مطروحة ما عدا القانون الثاني الذي يجب أن يطلق بعد تزنيده وبالتالي تُعتمد نتيجته التي تقر بأن وسيلة النقل هي "دراجة نارية". في هذه الحالة، يشطب الهدف غير المشطوب وينقل مع قيمته إلى الذاكرة. وبما أن قائمة الأهداف أصبحت فارغة تتوقف عملية الاستقصاء لتعطي النتيجة النهائية المنتظرة كما هو موضح في الجدول ٥,٩.

٥,٤,٣ السَّلسلة بنسق مختلط

في حالات كثيرة (كمسائل التشخيص) تُدمج السلسلة الأمامية والسلسلة الارتدادية لتعطي نسقاً مختلطاً فعَّالاً. وكثير من القواقع المتوفرة تجارياً تستعمل هذه الاستراتيجية القوية في عملية الاستقصاء. وتتطلب هذه الطريقة معرفة كاملة بقاعدة البيانات وحيثيات القوقعة المستعملة. إضافة إلى ذلك يجب أن تكون كل المعطيات المتعلقة بالمسألة المراد حلها متوفرة قبل بداية عملية الاستقصاء (خلافاً للطريقتين السابقتين).

ويختلف استعمال هذه الطريقة حسب طبيعة المسألة. ورغم أن هناك كثير من التحسينات والإضافات التي يمكن استعمالها إلا أن الشكلين الأساسيين لهذه الاستراتيجية هما:

- تُستعمل السلسلة الأماميـــة أولاً ولا يُلتجـــأ للسلـــسلة الارتدادية إلا عند الحاجة.
- تُستعمل السلسلة الارتدادية أولاً ولا يلتجـــأ للسلـــسلة الأمامية إلا عند الحاجة.

ورغم فعالية هذه الطريقة أحياناً، إلا إنها ترتبط كثيرا بطبيعة المسألة وبخاصية قاعدة البيانات وقد تصعب برمجتها من طرف الذين ليس لهم إلمام كبير بهندسة المعارف والأنظمة الخبيرة. إلا أن استعمالها باستخدام القواقع المتوفرة تجارياً عادة ما يكون في المتناول.

تمارين

١) تحتوي قاعدة القوانين لإحدى الأنظمة الخبيرة على القانونين التاليين:

القانون الأول:

إذا كانت A = X

أو B = Y

إذن D = XX

القانون الثاني:

إذا كانت A = Y

و C = Z

و $B = \bar{Y}$

إذن $D = YY$

لنفترض أن $A = X$ ، و $B = \bar{Y}$ ، و $C = \bar{Z}$. أوجد القرار النهائي لهذ النظام.

٢) ناقش مدى ملاءمة القانون التالي من منطلق الأنظمة الخبيرة:

إذا كانت درجة الحرارة عالية

وكان الضغط مرتفع

إذن خفّض التدفق

أو أوقف العملية

٣) أعد التمرين الثاني في الحالة التالية:

القانون الأول:

إذا كانت $A = X$

و $B = Y$

إذن $C = Z$

القانون الثاني:

إذا كانت $B = Y$

و $A = X$

إذن $C = Z$

و $D = W$

٤) أعد التمرين الثاني في الحالة التالية:

القانون الأول:

إذا كانت $A = X$

و $B = Y$

إذن $C = Z$

القانون الثاني:

إذا كانت $A = X$

و $B = \bar{Y}$

إذن $C = Z$

٥) ارسم شجرة القرار لقاعدة القوانين التالية:

القانون الأول:

إذا كان لون الدخان أبيض

إذن هناك مشكل في نظام التبريد

القانون الثاني:

إذا كان لون الدخان أسود

إذن هناك مشكل في النظام الكهربائي

القانون الثالث:

إذا كان لون الدخان غير الأبيض والأسود

و كانت هناك رائحة

إذن هناك مشكل في الأنبوب الصغير

القانون الرابع:

إذا كان لون الدخان غير الأبيض والأسود

و لم تكن هناك رائحة

إذن هناك مشكل في الأنبوب الكبير

٦) قم بكل الخطوات لعملية الاستقصاء باستعمال طريقة السَّلسلة الأمامية على القوانين المدرجة في التمرين الخامس للوصول إلى نتيجة النظام الغموضي. لنفترض أن لون الدخان غير الأبيض والأسود كما لا توجد رائحة.

٧) أعد التمرين السادس باستعمال السَّلسلة الارتدادية.

الفصل السادس

الخوارزميات الوراثية

GENETIC ALGORITHMS

تمثل الخوارزميات الوراثية فرعاً آخر من فروع الذكاء الاصطناعي. وتنحصر تطبيقات هذا الفرع في مسائل الاستقصاء (Search) وتوخي الأمثلية (Optimization). فمثلاً لو أراد مندوب إحدى الشركات زيارة عشرين مدينة مختلفة باستعمال السيارة مع مراعاة تقليل وقت التنقل وعدد الكيلومترات المقطوعة فإنه سيجد نفسه أمام مسألة رياضية معقدة. وهذه مسألة كلاسيكية تعرف باسم "مسألة البائع المتجول" (Traveling Salesman Problem). لكن حل هذه المسألة ومسائل أخرى مماثلة أو حتى أكثر تعقيداً يكون سهلاً باستعمال الخوارزميات الوراثية.

تعتمد فلسفة الخوارزميات الوراثية على توليد عدد كبير من الحلول الممكنة لمسألة معينة. بعد ذلك، يتم تقييم كل حل من هذه الحلول. وتكون للحلول الأفضل فرص أكبر لتوليد حلول أخرى في حين تقل فرص توالد الحلول السيئة. وبتكرار هذه العملية تتطور نوعية الحلول المطروحة وتصل أو تقترب من الحل الأمثل. فالخوارزميات الوراثية، إذا ما

طُبقت بالشكل الصحيح، تكون فعالة جداً في حل مسائل معقدة غالباً ما تعجز الطرق الأخرى عن حلها.

بدأت فكرة الخوارزميات الوراثية مع أعمال فريدبرغ (Friedberg) والذي حاول سنة ١٩٥٨م جعل عدد من برامج الحاسوب (بلغة فورتران Fortran) تتوالد وتنتج برامجاً أكبر وأكثر تعقيدا (Friedberg, 1958). لكن معظم البرامج المولدَّة كانت غير قابلة للتشغيل. ووقفت البحوث في هذا الميدان منذ ذلك الوقت عند هذا الحد. وفي سنة ١٩٧٥م انتعش هذا الميدان على يد جون هولاند (John Holland) الذي وضع كل خطواته وقوانينه المستعملة حالياً (Holland, 1975). ومنذ ذلك الوقت أصبح هذا الميدان في تطور سريع وبدأت فعاليته تجلب عدداً كبيراً من الباحثين. وفي العقد الأخير، وصلت الخوارزميات الوراثية مرحلة من النضج جعلتها تغزو عدداً كبيراً من التطبيقات العملية. و ساهمت المشاكل المستعصية في مضاعفة عدد المهتمين بهذا الموضوع. ولذلك بدأت حتى بعض الكتب في الظهور لتشرح مبادئ هذا الميدان (Goldberg, 1989; Davis, 1991; and Luger & Stubblefield, 1998).

رغم فعاليتها الكبيرة، تعتبر الخوارزميات الوراثية طريقة سهلة لحل العديد من المسائل وسنتعرض في هذا الفصل لكل الخطوات الأساسية (وهي معدودة). وبنهاية هذا الفصل، سيكون عند القارئ كل ما يحتاجه لتطبيق هذه الطريقة على عدد كبير من المسائل.

٦,١ الخوارزميات الوراثية ونظرية التطور

نبعت فكرة الخوارزميات الوراثية لتقلد بعض التطورات الطبيعية التي قد تحدث للجينـــات. ورغم أن الجينات وما تمرّ به محفوفـــة بالكثير من التعقيد، إلا أن معظم علماء الأحياء اتفقوا على بعض السمات ومنها:

- إن التطور عملية تكون على مستوى الجينات وليس على مستوى الكائنات البشرية.
- إن عملية الانتقاء الطبيعي (Natural Selection) هي رابط بين الجينات وأداءها. فالجينات التي تمثل وظائف ناجحة ونشطة تستمر، في حين أن الجينات الضعيفة تكون غالباً مهددة بالزوال.
- إن عملية التوالد هي النقطة التي تقع عندها عملية التطور. كما أن الجينات المولّدة قد تتعرض لتغيـــر مفاجئ أو طفـــرة (Mutation) تجعلها تختلف عن الجينات الوالدة. إضافة إلى ذلك، فإن التزاوج بين الجينات المولّدة تسفر عن جينات جديدة قد تختلف اختلافاً كبيراً عن الجينات الأصلية.
- إن هذه العملية المفترضة للتطور لا تملك ذاكرة (Memory). فكل المعلومات التي تستعملها في توليد جينات أفضل لا تتعدى المعلومات المتوفرة في الجينات الحالية دون اعتبار لحالة الأجيال السابقة من الجينات.

إن هذه السمات للتطور الطبيعي هي التي أثارت اهتمام جون هولاند في بداية السبعينات وجعلته يعتقد أنها لو أدمجت في شكل خوارزميات حاسوبية قد تساهم في حل بعض المسائل الصعبة. وبدأ فكرته بتمثيل الجينات على أنها أرقام ثنائية مكونة من عدد من البِتّات (Bits) تكون إمّا صفراً أو واحداً كالرقم ١٠٠١٠١١١ وأطلق على هذه الأرقام اسم جينات (Chromosomes). ومحاكاتاً للطبيعـــة تبدأ الفكرة التي طرحها هولاند بعدد معين من هذه الجينات التي تمر بعدد من العمليات "العشوائية" من تزاوج وتوالد وتغييرات مفاجئة. ولا تنتقل من جيل إلى جيل إلا الجينات التي تسير في الطريق الصحيح نحو الحلّ المطلوب وتكون للجينات الأخرى حظوظاً أقل في الاستمرار.

وعند تطبيق هذه النظرية، وجد هولاند أن لها قدرة عجيبة على حل بعض المسائل الصعبة دون مجهود كبير. وعندما اقتنع بفعاليتها أراد أن يختار لها اسماً يوحي بمصدر الإلهام فكان اسم "الخوارزميات الوراثية". الجدير بالذكر أن علم الأحياء (أو علم الوراثة تحديداً) أثر في ظهور هذه الخوارزميات ومازال له دور كبير في استمرارية تطويرها. لكن هذا التأثير أحادي الاتجاه (Unidirectional)، بمعنى أن الخوارزميات الوراثية لم يكن لها أي تأثير بعد تطويرها على علم الوراثة. وهي لا تقرّ ولا تفنّد النظريات الوراثية المطروحة وكل ما يهمنا منها أنها تمتلك قدرة كبيرة على حل مسائل معقدة في حاجة إلى الحل. إضافة إلى هذه القدرة، فإن

استعمال الخوارزميات الوراثية سهل وفي المتناول ولا يتطلب غير فهم بسيط لها. وكما سنرى فيما تبقى من هذا الفصل، فإن هذه النظرية سهلة وخالية من التعقيدات التي قد نجدها في نظريات أخرى.

٦,٢ الخوارزميات الوراثية: نظرة عامة

إنه من الممكن محاكاة نظرية التطور بطرق عديدة. ولكن هنا سنتطرق للطريقة التي وضعها هولاند والتي أصبحت متداولة منذ السبعينات إلى يومنا هذا. وأهم ما في هذه الطريقة هو الربط بين المسألة المراد حلــها والخوارزميات الوراثية. ويتم هذا الربط عن طريق عنصرين أساسيين وهمـــا: الترميز (Encoding) ودالة التقييم.

قد يختلف الترميز من مسألة إلى أخرى ولكن الشائع هو استعمال سلسلة من الأرقام الثنائية (Binary Numbers). فمثلاً، إذا كانت الحلول المنتظرة لمسألة معينة أرقاماً صحيحة وتقع بين الصفر والخمسة عشر فيمكن ترميزها باستعمال أرقام ثنائية مثل ٠٠٠٠، ١٠١٠، ١١١٠، إلى غير ذلك. بنفس الطريقة يمكن ترميز أرقاماً غير صحيحة موجبة أو سالبة. وتسمى هذه الأرقام جينات أو كروموسومات.

أما دالة التقييم فهي مهمة جداً وهي الرابط الأساسي بين المسألة والخوارزميات. فتأخذ هذه الدالة كل كروموسوم على حده وتقيّم مدى أدائه في حل المسألة بإعطاء قيمة معينة. وكلمـــا كانت هذه القيمة أكبر

كلما كان الكروموسوم أكثر كفاءة. وعادة ما تسمى هذه الدالة "دالة اللياقة" (Fitness Function). وبالتالي فإن الكروموسومات التي لها لياقة عالية تكون لها حظوظ أوفر في البقاء لأنها أكثر فائدة لحل المسألة.

قد تبدو قضيتا الترميز والتقييم على درجة من التعقيد ولكنهما من البساطة بمكان وسيتضح ذلك من خلال بقية الخطوات القليلة التي سنتطرق إليها لاحقاً. وقبل الدخول في تفاصيل الخوارزميات الوراثية فإنه من المفيد عرض الخطوات العامة من بدايتها إلى نهايتها كما هو موضح في الشكل ٦،١. وبتكرار هذه الخطوات تزداد لياقة الكروموسومات. وبعد انتهاء هذه العملية تصل الكروموسومات إلى أعلى مستوى من اللياقة مما يعكس حلولاً جيدة للمسألة المراد حلها.

٦,٢,١ تقييم اللياقة : (Fitness Evaluation)

في معظم الاستعمالات الشائعة للخوارزميات الوراثية، يتم تقييم اللياقة عن طريق دالة رياضية (Mathematical Function). ويحتاج التقييم إلى ثلاث مراحل. في المرحلة الأولى يتم فك ترميز الكروموسوم (Decoding). وفي المرحلة الثانية يتم تحويل الأرقام الثنائية إلى أرقام عشرية (Decimal Numbers) بين حدين معينين. أما المرحلة الأخيرة فمهمتها تقييم هذه الأرقام العشرية لإعطاء قيمة تعكس لياقة الكروموسوم.

لتوضيح هذه الخطوات، لنفترض أننا نريد البحث عن القيمة القصوى للدالة الرياضية البسيطة:

$$f(x,y) = \frac{1+x^2}{1+y^2}$$

على أن تكون قيمة الـ x والـ y ما بين ٥+ و٥ - إضافة إلى ذلك، لنفترض أننا لا نحتاج إلى دقة كبيرة في قيم الـ x أو الـy (وذلك لتبسيط الفكرة). لنأخذ، عشوائياً، اثنين من الكروموسومات ونستعرض المراحل الأساسية للتقييم.

الكروموسوم الأول: ١٠١١٠١١٠

الكروموسوم الثاني: ٠١٠١٠٠٠٠

عندما نفك ترميز هذين الكروموسومين ونحولهما إلى أرقام عشرية سنحصل على:

الكروموسوم الأول: $x_1 = 1011 = 11$, and $y_1 = 0110 = 6$

الكروموسوم الثاني: $x_2 = 0101 = 5$, and $y_2 = 0000 = 0$

بما أن أكبر رقم في هذا الترميز هو ١٥ = ١١١١ وأصغر رقم هو ٠=.... وبما أننا (وحسب المسألة المطروحة) نحتاج إلى أرقام تقع بين ٥+ و ٥- فعلينا استعمال التحويل التالي:

$$g(z) = 10\ \frac{z}{15}\ -5$$

هذا التحويل يجعل كل الأرقام الواقعة بين صفر و١٥ تقع بين ٥- و ٥+ وهو ما نحتاجه. وبهذا تصبح الكروموسومات كالآتي:

الكروموسوم الأول:

$$x_1 = 10 \times \frac{11}{15} - 5 = 2.33$$

$$y_1 = 10 \times \frac{6}{15} - 5 = -1.0$$

الكروموسوم الثاني:

$$x_2 = 10 \times \frac{5}{15} - 5 = -1.67$$

$$y_2 = 10 \times \frac{0}{15} - 5 = -5$$

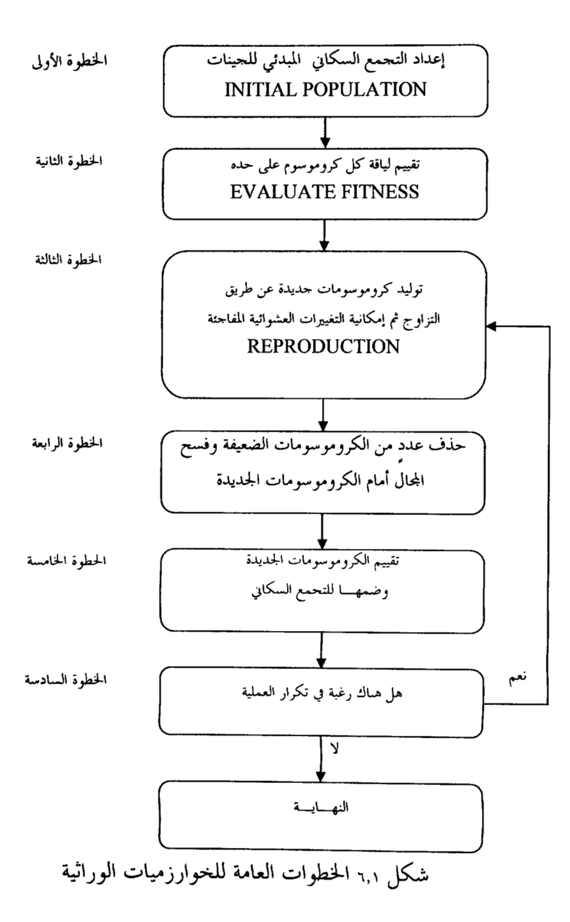
بعد هذا التحويل لم يبق إلا تقييم اللياقة

الكروموسوم الأول: $$f(x_1,y_1) = \frac{1+x_1^2}{1+y_1^2} = \frac{1+(2.33)^2}{1+(-1.00)^2} = 3.214$$

الكروموسوم الثاني: $$f(x_2,y_2) = \frac{1+x_2^2}{1+y_2^2} = \frac{1+(-1.67)^2}{1+(-5)^2} = 0.146$$

ومن هذه النتائج يمكننا أن نستخلص أن الكروموسوم الأول أكثر لياقة وأقرب للحل الأمثل.

تجدر الإشارة هنا إلى أن الخوارزميات الوراثية لا ترتبط بالمسألة المراد حلها إلا عن طريق دالة التقييم. ولهذا غالباً ما يمكن استعمال برنامج الخوارزميات الوراثية في حل عدد كبير من المسائل دون إعادة كتابته أو تغيير أي من أجزائه باستثناء دالة التقييم. كذلك، نلاحظ هنا أننا استعملنا أربعة بِتّات لتمثيل الأرقام لكن في حالة الأرقام الكبيرة يجب استعمال عدداً أكبر من البِتّات.



شكل ٦,١ الخطوات العامة للخوارزميات الوراثية

٦,٢,٢ التجمع السكاني للكروموسومات: (Population)

في المثال السابق، استعملنا اثنين من الكروموسومات. لكن عند كتابة برنامج للخوارزميات الوراثية نحتاج إلى عدد كبير من هذه الكروموسومات ونطلق عليها اسم التجمع السكاني. نقطة البداية تكون دائماً بإعداد التجمع السكاني المبدئي وذلك بتوليد عدد كبير من الكروموسومات بطريقة عشوائية. كأن نولّد مثلاً ١٠٠ كروموسوم. في هذه الحالة يبقى تعداد السكان ١٠٠ على امتداد تشغيل البرنامج. بعد تقييم لياقة هذه الكروموسومات، تُعطى الكروموسومات التي لها لياقة أكبر فرصة للتزاوج والتوالد والبقاء وبهذا يتم الحصول على ١٠٠ كروموسوم جديد والاستغناء عن الكروموسومات القديمة. ونكون بذلك قد كونّا جيلاً جديداً (Generation) أكثر لياقة من الجيل الذي سبقه. ومع مرور الأجيال تصل لياقة الكروموسومات إلى مستوى مرتفع وهو الهدف الرئيسي للخوارزميات الوراثية.

لنرجع قليلاً إلى الوراء ولنفترض مثلا أننا بدأنا بـــ ١٠٠ كروموسوم ثم قيمنا لياقة كل منها وأصبحت لدينا قيمة تمثل مدى لياقة كل كروموسوم. ونودّ الآن الانتقال إلى جيل جديد عن طريق توليد الكروموسومات الأفضل والاستغناء عن الكروموسومات الضعيفة. فيكف تتم عملية توالد الكروموسومات؟

٦,٢,٣ توالد الكروموسومات : (Reproduction)

تمــرّ عمليــة توالد الكروموسومات بثلاث مراحل مهمة وهــي: انتقــاء الوالدين (Parent Selection)، العبور الكروموسومي أو الانتقال (Crossover)، وأخيراً التغير المفاجئ أو الطفرة (Mutation). قبل شرح هذه المراحل، تجدر الإشارة إلى أن الطريقة التي تتوالد بها الكروموسومات هي نقطة قوة الخوارزميات الوراثية لأنها تصل بعملية الاستقصاء إلى حلول شموليــة (Global Solutions) ولا تعْلَق في الحلــول الموضعيــة (Local Solutions) كما هو الشأن في معظم طرق الاستقصاء المعروفة.

تطبّق العمليات الثلاث للتوالد بطرق عديدة لكننا هنا سنتطرق للطريقة الأكثر شيوعاً وأكثر سهولة دون أن تؤثر على فعالية الخوارزميات وسنرجئ التحسينات الإضافية إلى آخر الفصل.

تبدأ عملية التوالد باختيار الوالدين والمقياس الوحيد في هذا الاختيار هو اللياقة. ورغم أن عملية الانتقاء، كغيرها من العمليات، تتم عشوائياً إلا أن فرص انتقاء كروموسوم معين مرتبطة ارتباطاً وثيقاً بلياقته. فأكثر الكروموسومات لياقة مرشح للإنتقاء مرات عديدة في حين أن الكروموسوم الضعيف قد لا يُنتقى إطلاقاً.

العملية الثانية هي العبور الكروموسومي وهي التي تجسم عملية التوالد. فبعد اختيار الوالدين (يمثلان سلسلتين من الأرقام الثنائية) يقع تبادل جزء من السلسلة. وتكون نقطة التبادل عشوائية تماماً. كأن يأخذ الكروموسوم الأول آخر ثلاث بتات من الكروموسوم الثاني ويعطيه آخر ثلاث بتات من سلسلته. ولا تتم هذه العملية مع كل والدين، ولكنها تتم بنسبة محددة يختارها واضع البرنامج كأن تطبق على ٥٠ % من الحالات ولا تطبق على البقية.

بعد عملية العبور الكروموسومي، قد يمرّ الكروموسوم الجديد بتغير مفاجئ عشوائي فتتغير إحدى بِتّاته من صفر إلى واحد أو العكس. وهذه العملية مهمة لأنها تضيف بعض الخصائص الجديدة التي قد لا توجد في الوالدين لكنها لا تحدث إلا بنسبة صغيرة جداً (مثلاً ١ %).

٦,٣ تفاصيل الخوارزميات الوراثية

عندما يبدأ برنامج الخوارزميات الوراثية بالعمل، فإنه يمرّ بالخطوات التالية وبالترتيب. أولاً، يُعدّ البرنامج التجمّع المبدئي للكروموسومات كأن يولّد مثل ١٠٠ سلسلة من الأرقام الثنائية لتمثل تجمعاً سكانياً بـــ ١٠٠ كروموسوم. ويسمى هذا التجمـــع "الجيل الأول". بعد ذلك، يقوم البرنامج بتقييم لياقة كل من هذه

الكروموسومات عن طريق دالة التقييم والتي يختارها المبرمج لتعكس المسألة المراد حلها.

بعد هذه الخطوة، يمرّ البرنامج بسلسلة من العمليات لتعويض الجيل الحالي بكروموسومات جديدة وجيل جديد. في كل جيل، بـ ١٠٠ كروموسوم، تتم عملية التوالد ٥٠ مرة. في كل مرة، يتم انتقاء الوالدين ثم عملية العبور الكروموسومي والتغير المفاجئ حسب النّسب المحددة من المبرمج. وبالتالي، من كل وَالدَيْن يولد موْلُودان قد يختلفان عن الكروموسومات الأصلية. وبنهاية عملية التوالد يتكون جيل جديد بـ ١٠٠ كروموسوم ويقع الاستغناء عن الجيل السابق. وتتكرر العملية مجدداً لتوليد جيل ثالث ثم رابع. ويتوقف البرنامج عن تكرار هذه العمليات عند الوصول إلى توليد عدد الأجيال التي يحددها المبرمج مسبقاً وقد يصل هذا العدد إلى الآلاف حسب طبيعة المسألة المراد حلها. ورغم أننا افترضنا ١٠٠ كروموسوم في كل جيل للتوضيح إلا أن هذا العدد يختلف من مسألة لأخرى وقد يقل أو يزيد كثيراً حسب طبيعة المسألة المراد حلها وعدد المتغيرات التي تؤثر فيها.

بعد هذه النظرة الشمولية عن طبيعة البرنامج نستعرض فيما يلي التفاصيل الدقيقة للعلميات التي يمّر بها برنامج الخوارزميات الوراثية.

٦,٣,١ انتقاء الوَالدين: (Parents Selection)

إن الهدف من عملية انتقاء الوالدين هو إعطاء الكروموسومات "الجيدة" فرصة أكبر للتوالد. وبالمقابل، تقليل فرص التوالد أمام الكروموسومات ضعيفة اللياقة. للقيام بهذه العملية توجد طرق عديدة، لكن أهمها وأكثرها استعمالاً هي الطريقة المسماة بالعجلة الدُّحروجية (Roulette Wheel) وهي مفصلة كالتالي:

- تُجمع قيم لياقة كل الكروموسومات الموجودة ونحصل على اللياقة الإجمالية.
- يُوَلّـــد رقم عشوائي يقع بين الصفر وقيمة اللياقة الإجمالية.
- يتم انتقاء الكروموسوم الذي إذا ما جُمعت لياقته مع لياقة الكروموسومات التي تسبقه ساوت أو تعدت قيمة الرقم العشوائي المولّد.

لتوضيح هذه الخطوات، نفترض أننا نود القيام بعملية الانتقاء من تجمع سكاني يضم ١٠ كروموسومات بعد تقييم لياقتها. الجدول ٦,١ يوضح عملية الانتقاء بكل خطواتها.

جدول ٦,١ مثال لعملية الانتقاء باستعمال العجلة الدحروجية

كروموسوم	١	٢	٣	٤	٥	٦	٧	٨	٩	١٠
اللياقة	٧	١	١٥	٢	١٠	١١	٦	٩	٤	٦
المجموع الجاري	٧	٨	٢٣	٢٥	٣٥	٤٦	٥٢	٦١	٦٥	٧١

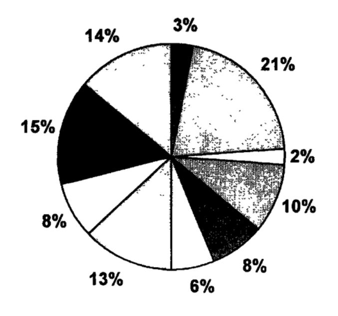
الرقم العشوائي	٤٩	١١	٢٦	٥	٦١	١٧	٣٧
الكروموسوم المنتقى	٧	٣	٥	١	٨	٣	٦

يحتوي الصف الأول من الجدول على الكروموسومات من الأول إلى العاشر مرتّبة ترتيباً عشوائياً (وهذا لا يؤثر على أداء عملية الانتقاء). ويحتوي الصف الثاني على قيمة لياقة كل من هذه الكروموسومات. أما الصف الثالث فيحتوي على المجموع الجاري للياقة بمعنى أنه يمثل لياقة الكروموسوم الحالي زائد لياقة كل الكروموسومات التي تسبقه. فالعمود الثالث من الجدول مثلاً يحتوي على لياقة الكروموسوم الأول والثاني والثالث وهي ٧+١+١٥=٢٣.

بعد إتمام هذا الجزء من الجدول تبدأ علمية الانتقاء بتوليد رقم عشوائي بين الصفر و٧١ (مجموع كل اللياقات). ففي هذا المثال أول

رقم وقع توليده هو ٤٩. بعد ذلك، نبحث في صف المجموع الجاري على أول رقم يساوي أو يزيد على ٤٩. في هذا المثال نجد أن أول رقم يستوفي هذا الشرط هو الرقم ٥٢ والذي يوجد في عمود الكروموسوم رقم ٧ وبالتالي يكون هذا الكروموسوم هو أول الكروموسومات المنتقاة. وباستعمال نفس الطريقة ننتقي بقية الكروموسومات. بعد إتمام الجدول يكون الكروموسوم الأول والثاني أول والدين والثالث والرابع ثاني والدين وهكذا.

رغم أن طريقة الانتقاء باستعمال العجلة الدحروجية تبدو عشوائية إلا أن فرصة أي من الكروموسومات في الانتقاء متناسبة تماماً مع قيم لياقتها ويبدو هذا واضحاً من خلال المثال السابق. فأكثر الكروموسومات لياقة كان الكروموسوم الثالث ولهذا انتقي مرتين في حين الكروموسومات الضعيفة كالكروموسوم الثاني أو الرابع أو التاسع لم يتم انتقاءها ولو مرة واحدة. وهذا هو الحال في معظم الأحيان رغم وجود بعض الإستثناءات كانتقاء كروموسوم ضعيف وعدم انتقاء آخر أقوى. ولكن وجود هذه الحالات لا يُنقص من فعالية العجلة الدحروجية. لأن عملية الانتقاء تتكرر مع توليد كل جيل جديد. وبالتالي حتى في حالة مرور بعض الكروموسومات الضعيفة من جيل لآخر فإن فرص مرورها إلى الأجيال التالية تكون ضعيفة.



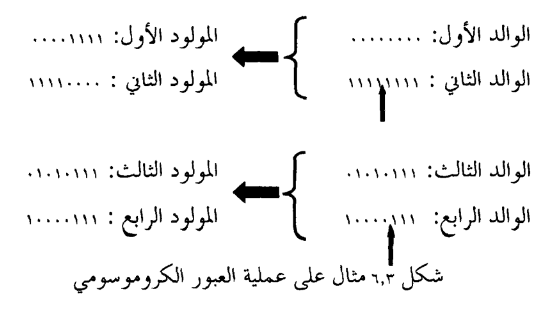
شكل ٦,٢ تمثيل العجلة الدحروجية بعجلة الحظ

لقد سميت هذه الطريقة بالعجلة الدحروجية لأننا يمكن أن نشبهها بمساحة مستديرة مقسمة بين الكروموسومات. ويكون نصيب كل كروموسوم متناسب مع قيمة لياقته. فكما هو موضح في الشكل ٦,٢، إذا ما أدرنا هذه المساحة على غرار عجلة الحظ (Wheel of Fortune) فحظوظ المساحات الأكبر من الطبيعي أن تكون أوفر من غيرها.بعد انتقاء الكروموسومات الوالدة تحتاج الخوارزميات الوراثية إلى بعض العمليات لتوليد كروموسومات جديدة. ويتم هذا عن طريق عملية العبور الكروموسومي وعملية الطفرة أو التغير المفاجئ.

٦,٣,٢ العبور الكروموسومي: (Crossover)

كغيرها من العمليات الأخرى يمكن لعملية العبور الكروموسومي أن تتم بطرق مختلفة. أبسط هذه الطرق هي العبور الكروموسومي عند نقطة واحدة (One-Point Crossover). ولا تتم هذه العملية مع كل الكروموسومات ولكن على نسبة معينة منها مثل ٥٠ أو ٦٠ %. فبعد أن يتم تحديد نقطة التبادل عشوائياً يتبادل الوالدان جزءاً من سلسلة أرقامهما الثنائية الواقع بعد نقطة العبور الكروموسومي كما هو موضح في الشكل ٦,٣. من خلال هذا المثال نلاحظ أن نقطة العبور كانت عند البتّـــة الرابعة في الحالة الأولى وعند البتّـــة الثالثة في الحالة الثانية. الجدير بالذكر هو أن هذه العملية قادرة على إنتاج مواليد تختلف اختلافاً كبيراً عن الوالدين (كالحالة الأولى في الشكل ٦,٣) كما يمكن أن تنتج مواليداً لا تختلف عن الوالدين (كالحالة الثانية في الشكل ٦,٣).

إن عملية العبور الكروموسومي تعتبر أهم عمليات الخوارزميات الوراثية على الإطلاق. وكثير من العاملين في هذا الميدان يعتبرون أنه في غياب هذه العملية لا تكون هذه الخوارزميات وراثية. والسبب في ذلك هو أن هذه العملية بالذات هي التي تعطي هذه الخوارزميات قوتها وتجعلها مختلفة كثيراً عن غيرها من خوارزميات البحث والاستقصاء. إضافة إلى ذلك، فإن هذه العملية بالذات هي التي تضفي سرعة كبيرة على عملية الاستقصاء.



شكل ٦,٣ مثال على عملية العبور الكروموسومي

٦,٣,٣ الطفرة (Mutation)

تأتي عملية الطفرة أو التغير المفاجئ مباشرة بعد عملية العبور الكروموسومي. وتطبق هذه العملية على نسبة ضئيلة جداً من الكروموسومات المولدة (في حدود ١ %). وهذه العملية كذلك يمكن أن تطبق بطرق مختلفة سنتعرض إلى أبسطها ونترك التحسينات الثانوية للجزء الأخير من هذا الفصل.

لتبسيط هذه العملية، لنفترض أن الكروموسومات متكونة فقط من أربعة بتّات (Bits) وأن نسبة الطفرة هي ١% (٠,٠١). في البداية، يتم توليد رقم عشوائي من صفر إلى واحد. إذا كان هذا الرقم العشوائي أكبر من نسبة الطفرة (التي هي ٠,٠١) تبقى البتّة كما هي ودون تغيير. أما إذا كان الرقم العشوائي أقل من نسبة الطفرة فإن البتّة تقلب من صفر إلى

واحد أو العكس. وبهذا يقـــع تغيير على عـــدد الكروموسومات التي تتعـــرض إلى هـــذه العمليـــة لتضفي خصائصاً جديدة على التجمـــع السكاني للكروموسومات. يحتوي الجدول ٦,٢ على بعض الأمثلة لهذه العملية.

جدول ٦,٢ أمثلة لعملية الطفرة (نسبة الطفرة = ١ %)

الكروموسوم القديم	الأرقام العشوائية	الكروموسوم الجديد
0110	0.321 0.800 0.320 (0.003)	011(1)
1110	0.990 0.120 (0.001) 0.600	11(0)0
1111	0.888 0.921 0.333 0.412	١١١١

٦,٤ مثال إيضاحي للخوارزميات الوراثية

لإيضاح الخوارزميات الوراثية وبطريقة عملية سنتطرق إلى كيفية كتابة برنامج يقوم بحل مسألة التخصيص (Allocation Problem). ورغم سهولة المسألة إلا أنه يعطي فكرة كاملة عن كيفية كتابة البرنامج.

نص المسألة:

يودّ أحد التجار استعمال شاحنة تبلغ سعة حمولتها القصوى ١١٠٠٠ كغ وذلك لنقل عددٍ من السيارات والثلاجات وأحواض مطبـــخ. ويحتـــوي الجـــدول ٦,٣ على وزن وقيمـــة هذه الأصناف.

تتمثل المسألة في إيجاد العدد الذي يجب نقله من كل صنف لنحصل على أكبر قيمة مالية دون أن يتعدى الوزن الإجمالي سعة الحمولة القصوى. طبعاً مع مراعاة أن تكون هذه الأعداد أعداداً صحيحة دون كسور لأنه ليس من المعقول أن ننقل سيارتان ونصف مثلاً.

جدول ٦،٣ وزن وقيمة المواد المراد نقلها

	القيمة المالية	الوزن (كغ)
السيارة	٣٠٠٠	٤٠٠٠
الثلاجة	٢٨٠	٤٠٠
حوض المطبخ	٥٠	١٠٠

الحل:

لحل هذه المسألة، نستطيع كتابة برنامج بسيط للخوارزميات الوراثية. نحتاج في بداية البرنامج أن نحدد بعض القيم المهمة التي ستحكم الخوارزميات. وهذه القيم اخترناها كالآتي:

التعداد السكاني للكروموسومات = Population = 50

عدد الأجيال (عدد التكرار) = Generations = 30

نسبة العبور الكروموسومي = Crossover rate = 60 %

نسبة الطفرة = Mutation rate = 5 %

عدد البِتّات لكل كروموسوم = Bit length = 4

ليس هناك قانون واضح لتحديد هذه القيم كما أنها لا تحتاج إلى دراسة عميقة لاختيارها. فبإمكاننا اختيار قيم أخرى حسب الخطوط العريضة والتي سبق ذكرها دون أن نؤثر كثيراً على نتائج الخوارزميات. لكن ما يحتاج فعلاً إلى دراسة متأنية هي دالة التقييم (Fitness Function). إن اختيار هذه الدالة مرتبط ارتباطاً وثيقاً جداً بفعالية الخوارزميات التي لا تعرف شيئاً عن طبيعة المسألة إلا عن طريق دالة التقييم. وبالتالي، يجب أن تعكس هذه الدالة وبكل دقة طبيعة المسألة وما تتطلبه من ضوابط.

قبل عرض الدالة التي تم اختيارها لحل هذه المسألة نود أن

نعرّف بعض المتغيرات والثوابت وهي:

P_a = سعر السيارة = ٣٠٠٠

P_r = سعر الثلاجة = ٢٨٠

P_k = سعر الحوض = ٥٠

W_a = وزن السيارة = ٤٠٠٠

W_r = وزن الثلاجة = ٤٠٠

W_k = وزن الحوض = ١٠٠

max_w = الحمولة القصوى = ١١٠٠٠

n_a = عدد السيارات

n_r = عدد الثلاجات

n_k = عدد الأحواض

إن القيم الثلاثة الأخيرة (n_a, n_r, n_k) هي ما نسعى لإيجاده. وحينما توفرت هذه القيم يمكننا حساب القيمة المالية للمواد المشحونة حسب المعادلة التالية:

$$Value = (n_a)\ (P_a) + (n_r)\ (P_r) + (n_k)\ (P_k)$$

كما يمكننا حساب الوزن الإجمالي حسب المعادلة التالية:

$$Weight = (n_a)\ (W_a) + (n_r)\ (W_r) + (n_k)\ (W_k)$$

من هنا، يصبح الهدف هو البحث عن قيم الـ n_a, n_r, n_k التي تعطينا أكبر قيمة مالية ممكنة والتي سميناها Value شريطة ألا يتعدى الوزن الإجمالي (Weight) الحمولة القصوى max_w والمحددة بـ ١١٠٠٠. حسب هذه المعطيات، هناك عدد كبير من دالات التقييم التي تفي بهذا الغرض وربما أبسطها وليس بالضرورة أحسنها هي الدالة التالية:

$$Fitness = \frac{\text{Value}}{1 + (\max_w - \text{Weight})^2}$$

وبهذا، تصل قيمة اللياقة (Fitness) أعلى مستوياقا عندما نحصل على أعلى قيمة للمتغيـــر (Value) وأقرب وزن إجمالي (Weight) من الحمولـــة القصوى (max_w) وهو المطلوب.

بعد تحديد الطريقة التي ستقيّم بها الخوارزميات الوراثية أداء الكروموسومات سنتطرق الآن لطريقة ترميز هذه الكروموسومات. أولاً، ولتصغير مجال الاستقصاء (وهذا للتسهيل لا غير) اخترنا أن تتكون الحلول من أربعة بتات فقط بحيث يكون الحدّ الأقصى لعدد السيارات أو الثلاجات أو الأحواض هو ١١١١ أي ١٥. وإذا ما أردنا أرقاماً أكبر فعلينا اختيار عدداً أكثر من البتات. وباختيار ٤ بِتّات لكل متغير، يكون الكروموسوم ١٠١١٠٠١٠١٠٠١ عبارة عن ترميز للحل التالي:

$$n_a = 1011 = 11$$
$$n_r = 0010 = 2$$
$$n_k = 1001 = 9$$

وبتوليد تجمعٍ سكاني يضم ٥٠ كورموسوما كما اخترنا لهذه المسألة، نقيّم لياقة كل منها ثم نقوم بعملية اختيار الوالدين، فعملية العبور الكروموسومي، ثم الطفرة، وننتهي بتوليد جيل جديد. بعد ذلك يتم تقييم اللياقة مجدداً. وتتكرر هذه العمليات لمدة ٣٠ جيلاً وهو عدد الأجيال التي تم تحديده آنفاً. عند انتهاء الخوارزميات الوراثية من كل هذه العمليات

نحصل على لياقة كل جيل كما هو موضح في الجدول ٦,٤ والحلّ الأمثل لهذه المسألة كما هو موضح في الجدول ٦,٥.

نلاحظ من خلال الجدول ٦,٤ أن اللياقة وصلت أعلى مستوياتها عند الجيل الرابع وهذا قد يختلف في كل مرة نشغل فيها البرنامج نظراً لعشوائية العمليات التي تستعملها الخوارزميات ولكن النتيجة النهائية نادراً ما تتغير. كما نلاحظ من خلال الجدول ٦,٥ أن الحل الذي توصلت إليه الخوارزميات الوراثية يستوفي جميع الشروط التي فرضتها المسألة.

جدول ٦,٤ لياقة الأجيال

الجيل	الأول	الثاني	الثالث	من الرابع إلى الثلاثين
اللياقة	٠	٠,٢	٠,٢	٨٠٦٠

جدول 6.5 الحل الأمثل

عدد السيارات	**عدد الثلاجات**	**عدد الأحواض**	**القيمة الإجمالية**	**الوزن الإجمالي**
٢	٧	٢	٨٠٦٠	١١٠٠٠

الجدير بالذكر هنا، أنه كلما ازدادت المسألة صعوبة وتعقيداً كلما زاد الإحساس بأهمية وفعالية الخوارزميات الوراثية. إضافة إلى ذلك، نشير إلى أن البرنامج الذي كُتب لحل هذه المسألة يمكن استعماله لحل أي مسألة أخرى فقط بتغيير دالة التقييم وربما عدد البتّات (إذا كانت هناك

حاجة) شريطة أن يكون عدد المتغيرات ثلاثة. أما في حالة اختلاف عدد المتغيرات فيجب القيام ببعض التغييرات الطفيفة لضمان تشغيل البرنامج بشكل صحيح.

٦,٥ تحسينات إضافية على الخوارزميات الوراثية

يمكننا أن نسمي الخوارزميات الوراثية بالشكل الذي طرحناه "الخوارزميات الوراثية الكلاسيكية" وذلك لأننا استعملنا أبسط وأسهل الطرق للعمليات الأساسية. وحتى بهذا الشكل المبسط، بيّنا أن هذه الخوارزميـــات لها قدرة كبيرة على حل مسائل الاستقصاء المعقدة. في الجزء الأخير من هذا الفصل سنستعرض عددا من التحسينات الإضافية والمهمة والتي بإمكانها أن تزيد من فعالية هذه الخوارزميات.

٦,٥,١ معايرة دالة التقييم

تعتبر دالة التقييم، وكما أكدنا سابقاً، من أهم عمليات الخوارزميات الوراثية. وسوء اختيار هذه الدالة يؤثر سلباً على أداء عملية الاستقصاء. والسبب البديهي في ذلك هو أن عملية انتقاء الكروموسومات متصلة اتصالاً وثيقاً بهذه الدالة. وتحديداً، إن لياقة الكروموسوم مقارنة بالمعدل العام للياقة الجيل هي التي تحدد فرصة الانتقاء. وبالتالي إذا كانت لياقة كروموسوم مّا ثلاثة أضعاف معدل

اللياقة فإن هذا الكروموسوم قد يفرز ثلاثة نسخ في الجيل التالي. أمّا إذا كانت جميع اللياقات متقاربة (نتيجة سوء اختيار دالة التقييم) فستصبح عملية الانتقاء بدون فعالية. كمثال على ذلك، يحتوي الجدول ٦،٦ على قيم لياقة خمسة كروموسومات كلها قريبة جداً من معدل اللياقة وبالتالي كلها متقاربة مما يحد من فعالية الانتقاء.

جدول ٦،٦ مثال على اختيار سيئ لدالة التقييم

الكروموسوم	١	٢	٣	٤	٥
اللياقة	١٠٠,٣٢٠	١٠٠,٠٠٧	١٠٠,٩٩١	١٠٠,٢١٥	١٠٠,٠٧٥

لحل هذه المسألة، يمكن الالتجاء إلى معايرة (Normalization) دالة التقييم. فلو خصمنا ١٠٠ من قيمة اللياقة المدرجة في الجدول السابق نحصل على الجدول ٦،٧. وبهذا التحسين نلاحظ أن عملية الانتقاء تتم في ظروف أفضل بكثير وتعكس لياقة الكروموسومات بشكل أصح. عوضاً عن خصم ١٠٠ من قيمة اللياقة في المثال السابق كان من الممكن ترتيب الكروموسومات من الأحسن إلى الأسوأ ثم إعطاءها لياقة جديدة كأن نعطي ١٠ لأحسنها ثم ٨ للثاني و٦ للثالث و٤ للرابع وأخيراً ٢ لأسوئها. أو أي طريقة تعيير أخرى نراها مناسبة.

المهم في كل هذا هو أن نراعي عاملين أساسيين. الأول هو أن لا تكون كل اللياقات متقاربة من المعدل العام. والثاني هو أن لا يطغى كروموسوم وحيد على كل الكروموسومات الأخرى ويحرمها تماماً من الاستمرار.

جدول ٦,٧ مثال على تحسين دالة التقييم

الكروموسوم	1	2	3	4	5	المعدل
اللياقة الأصلية	100.320	100.007	100.991	100.215	100.075	100.3216
معايرة اللياقة بخصم 100	0.320	0.007	0.991	0.215	0.075	0.3216
نسبة اللياقة الأصلية مقارنة بالمعدل العام	0.9999	0.9969	1.0067	0.9989	0.9975	1.0
نسبة اللياقة بعد المعايرة مقارنة بالمعدل العام	0.9950	0.0218	3.0815	0.6685	0.2332	1.0

٦,٥,٢ النخبوية (Elitism):

عند تطبيق الخوارزميات الوراثية بشكلها الكلاسيكي قد يكون من الوارد أن تعجز بعض الكروموسومات الجيدة عن الاستمرار نظراً لعشوائية الكثير من العمليات. رغم ندرة هذه الحالة، بإمكاننا ضمان استمرارية الكروموسومات الجيدة باستعمال طريقة النخبوية (Elitism). وفي هذه الطريقة، يتم نقل الكروموسومات الجيدة مباشرة إلى الجيل التالي دون أن نطبق عليها أي من عمليات الخوارزميات الوراثية في حين تمرّ الكروموسومات الأخرى بكل العمليات.

من إيجابيات هذه الطريقة هي الزيادة في فعالية وسرعة الخوارزميات، لكنها بالمقابل تزيد من إمكانية طغيان كروموسوم واحد على بقية الكروموسومات.

٦,٥,٣ التوالد دون نسخ متطابقة

عند المرور من جيل لآخر، تتوالد الكروموسومات وتفرز نسخاً متطابقة (Duplicates) خصوصاً في الأجيال المتأخرة ويقلل هذا من بروز كروموسومات جديدة قد تكون ذات فائدة. للتخلص من هذه الظاهرة، يمكن أن نتخلص من تكرار الكروموسومات ونتأكد من وجود نسخة واحدة فقط من كل كروموسوم. ورغم ما تضيفه هذه العملية من

جهد في برمجة الخوارزميات الوراثية إلا أن فائدتها تستحق هذا المجهود الزائد خصوصاً في مسائل الاستقصاء الهامة.

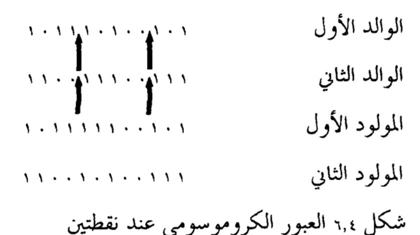
٦,٥,٤ طرق أخرى للعبور الكروموسومي

تحدثنا سابقاً عن عملية العبور الكروموسومي عند نقطة واحدة (One-Point Crossover). ورغم أن هذه العملية مستوحاة من الطبيعة إلا أنها لا تخلو من سلبيات فهي أحياناً تغير الكروموسوم تغييراً جذرياً وأحياناً أخرى لا تقوم بأي تغيير. ولتحسين هذه العملية توجد طريقتان: الأولى تسمى العبور الكروموسومي عند نقطتين (Two-Point Crossover) والثانية تسمى العبور الكروموسومي المنتظم (Uniform Crossover).

العبور الكروموسومي عند نقطتين: في هذه الطريقة يكون العبور بين نقطتين تم اختيارهما عشوائياً كما هو موضح في الشكل ٦,٤.

العبور الكروموسومي المنتظم: هنا، وبعد انتقاء الوالدَين يتم الحصول على المولودَين بطريقة شبه عشوائية تحدد لكل بتّة من بتّات المولود مصدرها سواء كان الوالد الأول أو الثاني. ويتم هذا عن طريق نموذج معايرة (Template). فإذا كانت بتّة نموذج المعايرة ١

فيكون مصدر بتّـــة المولود الأول الوالد الأول ومصدر بتّة المولود الثاني الوالد الثاني. أمـــا إذا كانت بتّـــة نموذج المعايرة . فيكون مصدر بتّـــة المولود الأول الوالد الثاني ومصدر بتّـــة المولود الثاني الوالد الأول. قد تبدو هذه العملية معقدة لكنها في الواقع بسيطة كما هو موضح في الشكل ٦,٥.



شكل ٦,٤ العبور الكروموسومي عند نقطتين

الوالد الأول	١١٠١٠١٠١٠١
الوالد الثاني	٠٠١١٠٠١١٠٠
نموذج المعايرة	١١٠١٠٠١٠١١
المولود الأول	١١١١٠٠٠١٠١
المولود الثاني	٠٠٠١٠١١١٠٠

شكل ٦,٥ العبور الكروموسومي المنتظم

لقد أثبتت الخوارزميات الوراثية نجاعتها في حل مشاكل الاستقصاء وتوخي الأمثلية حتى باستعمال الشكل الكلاسيكي لهذه الخوارزميات. لكن في كثير من المسائل، والمهمة منها خاصة، قد يحتاج المبرمج لاستغلال بعض الإضافات والتحسينات لزيادة فعالية هذه الخوارزميات. والإضافات ليست محصورة على ما ذكرناه في هذا الفصل فهذا الميدان ولحداثته مازال في حاجة للتطوير والإضافة.

تمارين

١) حوّل الأرقام العشرية التالية إلى أرقام ثنائية مستعملاً العدد الأدنى من البتات:

8
19
33
121

٢) حوّل الأرقام الثنائية التالية إلى أرقام عشرية:

100101
001111
111111
100001

٣) قم بعملية الترميز للكروموسوم xyz مستعملاً أربع بتّات لكل متغير في الحالات التالية:

$x = 3, y = 11, z = 0$

$x = 9, y = 0, z = 15$

$x = 15, y = 6, z = 15$

٤) قم بعملية فك الترميز للكروموسوم xy في الحالات التالية علماً بأن الـــ x لها ضعف عدد البتّات مقارنة بـــ y:

101010000
101010101
110011001
000110011

٥) يود أحد الأشخاص شراء عدد من الكتب العربية وعدد آخر من الكتب الأجنبية. يبلغ سعر الكتاب العربي ٥٠ ريال وسعر الكتاب الأجنبي ٨٠ ريال. أختر دالة لياقة مناسبة للحالات المختلفة التالية:

- أن يكون السعر الإجمالي اقرب ما يمكن إلى (دون أن يتعدى) ٧٠٠ ريال.
- اقتناء أكبر عدد من الكتب بمبلغ ١٠٠٠ ريال.
- أن لا يقل السعر الإجمالي عن ٥٠٠ ريال ولا يتعدى عدد الكتب ٧.

٦) استعمل الجدول التالي للقيام بعملية انتقاء خمسة كروموسومات للانتقال للجيل الثاني:

كروموسوم	1	2	3	4	5
اللياقة	3	2	7	11	7

مع افتراض جدول الأرقام العشوائية التالية:

الرقم العشوائي	19	6	27	15	9

٧) قم بعملية العبور الكروموسومي وأكمل الجدول التالي علماً بأن مكان العبور يتم بعد موقع البته المحددة من اليمين إلى اليسار:

		مكان العبور		
الوالد الأول	10101010	البته ٣	المولود الأول	؟
الوالد الثاني	00110011		المولود الثاني	؟
الوالد الثالث	00011100	البته ٦	المولود الثالث	؟
الوالد الرابع	11000011		المولود الرابع	؟

٨) قم بعملية الطفرة وأكمل الجدول التالي علماً بأن نسبة الطفرة هي ٣٥%.

الكروموسوم القديم	الأرقام العشوائية	الكروموسوم الجديد
1010	0.4 0.3 0.2 0.1	؟
1111	0.4 0.6 0.2 0.8	؟
0000	0.1 0.7 0.5 0.1	؟
1010	0.3 0.2 0.9 0.1	؟
1100	0.4 0.3 0.2 0.2	؟

٩) يدوياً أتمم جميع خطوات الخوارزميات الوراثية للوصول للنتيجة النهائية مستعملاً المعطيات التالية. قرّب نتيجة كل عملية إلى عدد صحيح و استعمل أي من جداول الأرقام العشوائية.

- التعداد السكاني = ٤.
- عدد الأجيال باعتبار جيل البداية = ٣.
- مجال البحث = الأرقام الصحيحة من صفر إلى عشرة.
- نسبة العبور = ٥٠% و نسبة الطفرة = ٨٠%.
- دالة اللياقة = $x(10-x)$.

الفصل السابع

الروبوت (الإنسان الآلي)

لقد سعى الإنسان إلى صنع آلات تتصف بالذكاء وتقدم أشواطاً كبيرة في هذا الاتجاه، هدفه الأساسي في هذا المجال كان ومازال تقليد العقل البشري ومحاولة الوصول إلى آلات ذكية تساوي أو تفوق الذكاء الإنساني. فميدان التحدي كان العقل أو الدماغ.

في نفس الوقت، كان العديد من الباحثين يسيرون في فرع آخر من الطريق و لم يكن هدفهم تقليد العقل ولكن تقليد جسم الإنسان. فعمل هؤلاء على دراسة التركيبة البيولوجية لجسم الإنسان ووظائف الأعضاء وميكانيكية الحركة والحواس ومن ثم تصنيعها والوصول إلى الإنسان الآلي. فالإنسان الآلي أو الروبوت فكرة معروفة عند معظم الناس من خلال أفلام الخيال العلمي ووسائل الأعلام المقروءة والمسموعة والمرئية. فما هو التعريف العلمي للإنسان الآلي؟

يعرّفه المعهد الأمريكي للروبوت على أنه معالج متعدد الوظائف ومصمم لتحريك المواد والقطع والمعدات ويقوم بمهمات مختلفة بواسطة عدد من الحركات المبرمجة. وهذا التعريف فيه الكثير من العمومية فحتى

الحزام الناقل ذو سرعتين ينطبق عليه هذا الوصف رغم أنه لا يعتبر روبوتا.

لكن ليس من الصعب أن نأتي بتعريف أبسط وأدق. فبإمكاننا أن نعرف الروبوت على أنه كل عامل اصطناعي نشيط يكون محيطه العالم الطبيعي. فاشتراط "النشاط" يبعد الأشياء غير المتحركة والجامدة. واشتراط "الاصطناعية" يبعد الحيوانات بأنواعها. واشتراط "العالم الطبيعي" يبعد برمجيات الحاسوب وحتى الخيال العلمي.

فالتركيز هنا سيكون إذاً على الروبوتات الحقيقية والتي تتمتع باستقلالية الحركة والقرار والتي تتعامل مع المحيط عن طريق التغذية الخلفية (Feedback) التي تحصل عليها من أجهزة الإحساس.

فتعامل الروبوت مع المحيط الطبيعي يضفي كثيراً من الصعوبات والعقبات أمام النجاح الفعلي للروبوت لأسباب كثيرة نذكر منها على سبيل المثال لا الحصر:

أ- بعض الأماكن (ضمن المحيط الطبيعي) يكون من الصعب الوصول إليها فتكون قراءات أجهزة الإحساس عند الروبوت غير دقيقة في هذه الحالة.

ب- بعض الظواهر في المحيط الطبيعي غير محددة دائماً وبها شيء من العشوائية ومن الصعب التنبؤ بعشوائية هذه الظواهر وبالتالي يكون لزاماً على الروبوت التعامل مع اللامحققية (Uncertainty).

ج- المحيط الطبيعي متغير وديناميكي فقرار مّا من الروبوت قد يؤدي إلى نتائج مختلفة إذا ما أُصدر في أوقات مختلفة وبالتالي قدرة الروبوت على التعلم تبدو أساسية لنجاح كامل.

٧,١ موجز تاريخي عن تطور الروبوت

استخدمت كلمة روبوت "Robot" سنة ١٩٢١م عن طريق الكاتب المسرحي التشيكي كاريل كابيك (Karel Capek) في مسرحيته الشهيرة "روبوتات روسوم العامة" (Rossum's Universal Robots) وكان موضوع المسرحية هو موت ميزة الإنسانية عند البشرية في مجتمع تكنولوجي بحت. وكان سبب نجاح هذه المسرحية هو ما كانت تعيشه أوروبا وأمريكا من حروب في تلك الفترة.

واشتُقت كلمة روبوت من "روبوتا" (Robota) والتي تعني في اللغة التشيكية العمل الإلزامي أو عمل العبيد. ورغم أن ما كان يوجد في تلك الفترة لا يتعدى بعض التطبيقات البدائية إلا أن خيال هذا المسرحي سبق العلم وصور في مسرحيته الروبوت على أنه يطوَّر كيميائياً (وليس

ميكانيكياً كما هو الحال اليوم). وفي نهاية المسرحية تثور الروبوتات على صانعها ويتسلموا مقاليد الأمور. ومنذ ذلك التاريخ أطلقت كلمة روبوت حتى على ما صنع قبل ١٩٢١م.

تحدثت الكتابات العلمية الكثيرة في هذا الموضوع عن أنواع كثيرة من الروبوتات عبر التاريخ منها الواقع ومنها الخيال ويمكن تقسيمها إلى أربعة أنواع.

النوع الأول: روبوتات أسطورية وخيالية أشهرها وأقدمها طالوس (Talos) والذي يُدّعى أنه قام بصنعه هيفايستوس (Hephaistos) إله المعادن الأغريقي كما تدعي الأساطير.

النوع الثاني : روبوتات عاملة ولكنها غير إلكترونية ويعتبر من أهمها البطة الميكانيكية والتي أخترعها جاك فوكنسن (Jaques Vaucanson) سنة ١٧٣٨.

النوع الثالث: روبوتات عاملة عن طريق عتاد الكرتوني والكتروميكانيكي متخصص وأشهرها لاعب الشطرنج الآلي والذي أخترعه المهندس الإسباني توريس إي كيفيدو (Torres y Quevedo) سنة ١٨٩٠م.

النوع الرابع: الروبوت الحديث والذي يعمل تحت تحكم الحاسب الآلي. ورغم أن نيكولا تسلا (Nikola Tesla) صنع بعض

العربات التي يمكن التحكم فيها عن بعد بواسطة الراديو منذ سنة ١٨٩٠، إلا أن أول التطبيقات الحديثة للروبوت تبدأ باختراع السلحفاة الآلية عن طريق غراي وولتر (Grey Walter) سنة ١٩٤٨م.

والأنواع الحديثة من الروبوتات تنقسم بدورها إلى قسمين: روبوتات متنقلة (Mobile Robots or Mobots) وأخرى غير متنقلة كانت تسمى آلات العين واليد (Hand-Eye Machine).

أول روبوت متحرك وقع تطويره في أوائل الستينات من طرف جامعة جونس هوبكنس (Johns Hopkins) وكان له عتاد لتمييز الأنماط (Pattern Recognition Hardware) وبإمكانه البحث عن مأخذ التيار الكهربائي (Power Outlet) وتوصيل نفسه بالكهرباء وشحن بطارياته الداخلية.

بالنسبة للروبوتات غير المتحركة فأول المجهودات في تطوير هذا النوع كان عن طريق طالب الدكتوراه بجامعة MIT، هنريك ايرنست والذي طور الآلة المسماة بـ MH-1 سنة ١٩٦١. لكن ربما أهم التطبيقات الأولى كانت سنة ١٩٧٢ بتطوير الروبوت "فريدي" Freddy عن طريق المشروع المسمى بمشروع الآلة الذكية. ولقد كانت

لهذا الروبوت إمكانيات مذهلة في التجميــع عــن طريـــق نظـــام الإبصـــار (Vision System).

دخلت تطبيقات الروبوت المجال الصناعي منذ أواخر الخمسينيات ميلادية على يد جورج انغلبيرغر (George Engelberger) وجورج ديفول (George Devol). وقد قام جورج انغلبيرغر بتأسيس شركـــة يونيمايشن (Unimation) لتسويق الروبوت وإقناع المصانع بـــشرائهـــا. وبأعمالـــه الكثيـــرة في هـــذا المجال استحق لقب "أب علـــم الروبوت" (Father of Robotics).

ومع منتصف الثمانينات الميلادية حصلت طفرة في الاهتمام بهـــذا الميدان سببها شركات صناعة السيارات والتي استثمرت أموالاً طائلـــة في بحوث تتعلق بتطوير روبوتات تخدم هذه الصناعة بالـــذات. وفي نهايـــة الثمانينات لم ترتق تكنولوجيا الروبوت للوصول إلى الآمال المعلقة عليها وعجزت على تحقيق الكثير من المتطلبات وبدأ الاهتمام بهـــذه الـــصناعة ينطفئ.

لكن في سنة ١٩٨٩ أصدر انغلبيرغر كتابـــاً بعنـــوان "الروبوتـــات في الخدمـــة" (Robotics in Service) محاولاً إقناع المجتمع العلمي أن كثيراً من الطموحات من السهل تحقيقها إذا ما وقع التركيز على النوع الرابـــع من الروبوتات وهو الذي يعمل تحت تحكم الحاســـب الآلي. وكللـــت

محاولات انغلبيرغر وغيره بالنجاح ورجع الاهتمام بالروبوتات الحديثة شيئاً فشيئاً.

إن ميدان الروبوت يستخدم تقريباً كل عناصر وفروع الذكاء الاصطناعي. وفي الواقع بعض فروع الذكاء الاصطناعي وُلدت بسبب احتياجات في ميدان الروبوت ثم بعد ذلك أصبحت مستقلة وتخدم مجالات أوسع. فمجال الذكاء الاصطناعي بفروعه مرتبط ارتباطاً وثيقاً جداً بمجال الروبوتات. ويفضل الكثير اعتبار الروبوت كنوع من أنواع الذكاء الاصطناعي. وبالتالي، لا يمكن لهذا الكتاب أن يتم دون التعرض ولو من بعيد لهذا الموضوع الواسع والمعقد والذي يحتاج لكتاب مستقل. لكننا سنكتفي بإعطاء فكرة سريعة عن تركيبة الروبوت وتطبيقاته العملية.

٧,٢ تركيبة الروبوت

تصنف الأنواع المختلفة للروبوت حسب أجهزة الإحساس التي تمتلكها (Sensors) والأطراف المؤثرة التي تتكون منها (Effectors). فالروبوت المتنقل يحتاج إلى أرجل أو عجلات والروبوت الذي يُشغّل عن بعد (Teleoperated) يحتاج إلى كاميرا وهكذا.

ويتكون الروبوت من جسم صلب (جاسئ) (Rigid) ووصلات (Links) صلبة ونقطة التقاء الوصلات تسمى مفصل (Joint) وهذه المفاصل هي التي تسمح بالحركة.

فالذراع مثلاً تسمى وصله (Link) وكذلك الكف والساق أما الكتف والكوع فهي مفاصل. في أطراف وصلات الروبوت توجد الأطراف المؤثرة (End Effectors) والتي يستعملها الروبوت ليتفاعل مع العالم والمحيط. يمكن لهذه الأطراف المؤثرة أن تكون كُلاّبه أو مفك أو جهاز لحام أو غيرها. وفي بعض الروبوتات المتطورة يمكن فك نوع من الأطراف المؤثرة وتغييره بآخر وبذلك يكون الروبوت أقدر على القيام بأعمال مختلفة.

كذلك يكون الروبوت المتطور مجهزاً بواحد أو أكثر من أجهزة الإحساس كالكاميرا، أجهزة إحساس الأشعة دون الحمراء (Infra-Red)، رادار، سونار، أو مقياس تسارع.

أ- الذراع الآلي والمفاصل:

هناك عدة أنوع من الأذرع الآلية المستعملة. ويُجمع الذراع بربط عدد من الأجزاء المتحركة بأساليب مختلفة تفرضها أنواع الحركات المطلوبة وطبيعة العمل الذي سيؤديه الروبوت. ويتكون الذراع الآلي من

عدة مفاصل وهو تقليد مبسط لوظيفة الذراع عند الإنسان. وأهم هـــذه المفاصل هي: المقبض، الكتف، الساعد، ومفصل اليد.

يحتاج الروبوت إلى تحريك كل الأجزاء بقدر معـــين وبتسلـــسل مضبوط ودقيق لينقل مقبضه إلى مكان محدد، وهي عملية معقدة تحتـــاج لدراسة علم الحركة المجردة أو ما يـــسمى بالكِيْنماتيكـــا (Kinematics). وتسمـــح معظم الأذرع الآلية إما بالحركة الدورانيـــة (Rotary Motion) أو الحركـــة الموشوريـــة (Prismatic Motion) وهي حركـــة خطيــــة تشبه التي يقوم بها التلسكوب دخولا وخروجاً.

يُعتبـــر أكثر ذراعا آليا قربـــاً مـــن ذراع الإنـــســـان هـــو ذراع Unimation Puma والذي يحتـــوي على ســـت مفاصل دورانية وهـــو العدد الأدنى من المفاصل الذي يمكّن الروبوت من نقل المقـــبض إلى أي نقطة وفي أي اتجاه. والسبب في ذلك هو أن كل نقطة في الفضاء تحتاج إلى ثلاثة أبعاد لتحديد موقعها ويحتاج الروبوت إلى ثلاثة أبعاد أخـــرى لتحديد الاتجاه من نقطة البداية إلى نقطة النهاية. وبالتالي، وحتى يتمكن من الوصول إلى أي نقطة في الفضاء المحيط، يحتاج الروبوت على الأقـــل إلى ستة أبعاد مما يسمى بدرجات الحرية (Degrees of freedom). لتبسيط هذا المفهوم، رغم أن المقارنة غير دقيقة، تحتاج الطائرة إلى ثلاثة أبعـــاد لتحديد موقع تود الاتجاه إليه وإلى ثلاثة أنواع من الحركات يمكنها القيام

بها للوصول بدقة للهدف وهذه الحركات تُسمى في ميـــدان الطـــيران: الانحدار (Pitch) والانعراج (Yaw) والالتفـــاف (Roll).

لإنجاز الحركة، لابد من وجود المفاصل الميكانيكية، وأكثر هـــذه المفاصل انتشاراً هي ما يسمى بالمشغل الآلي (Actuator) والـــذي يقـــوم بترجمة أوامر الحاسوب إلى حركات. ولكل مفصل مـــشغّل مـــستقل. ومـــن أكثـــر المشغّلات الآلية استعمالاً هـــو المحـــــرك الكهربـــائي (Electric Motor) ولكن توجـــد كذلك مشغّلات تعتمـــد على نظـــام ضغطـــي هوائي (Pneumatic) أو نظـــام سائلي (Hydrolic). ويجـــب على هذه المشغّلات الآلية أن تكون متغيرة السرعة بحيث يمكـــن ضـــبط الروبوت ليتحرك بسرعة أو ببطء حسب الحاجة.

ب- الطرف المؤثر:

يحتاج ذراع الروبـــوت إلى مقبض ويُسمـــى بالطرف المؤثر (End Effector) ليمتلك القدرة على تحريك الأجسام. ويمكن الاستعاضة عـــن المقبض بأشياء أخرى كاليد الاصطناعية، الماســـك الفراغـــي، الماســـك المغناطيسي أو بأدوات كالكلابة وغيرها. وبما أن اليد الاصـــطناعية (أو المقبض) هي أكثر أنواع الأطراف المؤثرة تعقيـــداً وأهميـــة فـــسنكتفي بالحديث عنها دون التطرق للأنواع الأخرى.

بعض أنواع الروبوت تستعمل مقبض بفكين لتمسك الأجسام التي تودّ تحريكها. في هذه الحالة، يجب أن تكون قوة القبضة كافية لنقل الأشياء دون إسقاطها وفي نفس الوقت يجب أن لا تكون قوية إلى درجة تحطيم هذه الأشياء أو الإضرار بشكلها. ومن هنا نستطيع أن نرى أن هذه المعادلة صعبة جداً خاصة مع اختلاف أحجام وأوزان وأشكال الأجسام التي تنقل بين حين وحين. لذلك فإن للحاسوب المتطور مجسات لمس تعطي نظام التحكم معلومات كافية عن مقدار قوة الضغط.

إضافة إلى المقبض (أو اليد بأصبعين) هناك بعض أنواع الروبوت التي تستعمل أيد اصطناعية ذات ثلاثة أو أربعة أو حتى خمسة أصابع وبتركيبة مشابهة تماماً لليد البشرية. وتكون هذه الأصابع قابلة للحركة بحرية تامة.

ولإعطاء الروبوت حس لمسي (Tactile Sensing) فإن الأيدي الاصطناعية متعددة الأصابع تكون مجهزة بأجهزة إحساس لها القدرة على مد نظام التحكم بمعلومات عن خواص الجسم المقبوض مثل الوزن واللزوجة والحرارة وغيرها من الصفات الهامة التي تساعد الروبوت على القيام بمهمته بنجاح.

في أحيان كثيرة، تكون الأيدي الاصطناعية ضرورية. فمثلاً وفي تطبيقات التحكم عن بعد (Remote Tele Operation) تكون اليد

الاصطناعية في محيط العمل وفي الطرف الآخر (وبعيداً عن محيط العمل) يقوم العامل بأداء الحركات اللازمة لإنجاز المهمة المطلوبة مستخدماً يـــدا آلية أخرى يلبسها لتترجم حركات أصابعه وتنقلها إلى يـــد الروبـــوت. ويتابع العامل نتائج حركة يده عن طريق شاشـــة تلفزيونيـــة. ودائـــرة تطبيقات اليد الصناعية واسعة وتشمل المجالات التصنيعية الدقيقة، والطب وخاصة حالات الإعاقة، ومجال المخلفات النووية.

جـ - آلية التنقل:

في كثير من التطبيقات، يحتاج الروبوت إلى القدرة على التجوال أو المشي. وأسهل الوسائل التي تمكن الروبوت من التجوال هي العجلات أو السلاسل التي تغذيها محركات ذات تيار ثابت (DC motor).

ويتحكم في آلية الحركة حاسوب غالباً ما يكون داخل الروبوت. كما يجهز ببطاريات وذلك لتحاشي استعمال كابلات كهربائية قد تعيق تجوال الروبوت وتحد مسافة تجواله. ورغم أن العجلات تبـــدو الوســـيلة السهلة لجعل الروبوت قادراً على التجوال إلا أن الروبوت ذو العجلات (أو حتى ذو السلاسل) يجد صعوبة في ركوب السلالم أو الوصـــول إلى المرتفعات الضيقة. وبالتالي هناك تطبيقات عـــدة تحتـــاج إلى روبـــوت يستخدم نظاماً للمشي شبيه بنظام المشي عند الإنسان أو نظام المشي عند بعض الحيوانات الثديية أو غيرها.

ورغم أن استخدام الأرجل يُمكّن الروبوت من الصعود على الأسطح غير المستوية والأسطح المتدرجة إلا أن المحافظة على التوازن أثناء التنقل عملية صعبة جداً وتقتضي وجود جهاز تحكم متطور ودقيق ومزود ببعض آليات الذكاء الاصطناعي القادرة على تجاوز التعقيدات الديناميكية المتغيرة أثناء تجوال الروبوت.

بعض الروبوتات تستعمل رِجلان وتسمى روبوتات ثنائية الأرجل أو روبوتات مترجّلة (Walking robot) وميزها أنها خفيفة وقادرة على تسلق السلالم. لكن كما أسلفنا مازالت تعاني من مشاكل في المحافظة على توازنها خاصة عند الوقوف المفاجئ أثر حركة سريعة. ويزود هذا النوع من الروبوت بثلاثة محركات كهربائية لكل رجل تكون موزعة على أسفل الرجل، الركبة والخصر. ومهمة جهاز التحكم هو التنسيق بين هذه المحركات الستة للوصول إلى حركات متناسقة ومتزنة أثناء المشي.

إضافة إلى الروبوت ثنائي الأرجل يوجد نوع آخر من الروبوت ذو ستة أرجل ويسمى الروبوت سداسي الأرجل (Hexapoda Robot). ورغم أن هذا الروبوت يعاني من شيء من الضخامة والثقل (وصل طوله إلى ١٠ متر في حالة الروبوت المسمى(Ambler) إلا أنه متزن جداً وله

القدرة على الوصول إلى أماكن صعبة ومتشعبة وبإمكانه الوقوف فجــأة مع محافظة كاملة على توازنه.

ومن الطبيعي أن تكون عملية التنسيق بين ستة أرجل عملية دقيقة وصعبة على نظام التحكم إلا أن المجهودات التي بذلت في هذا المجال تؤتي أكلها بالخدمات الكبيرة التي يقــدمها هــذا النــوع مــن الروبــوت بالاستكشاف في الأسطح الصخرية وأفواه البراكين وغيرها من الأماكن الخطرة والوعرة.

د- الإحساس الاصطناعي:

يعتبر الإحساس الاصـــطناعي (Artificial Sensing) ضــرورة ولا تكتمل وظائف الروبوت إلا به. ومهمة هذه الأجهــزة هــي إعطــاء الروبوت شيء من الحس أو الإدراك ولها أنواع متعددة.

- **إحساس الذات (Proprioceptive Sense)**: تماماً كالإنسان، يمتلك الروبوت جهاز إحساس مهمته إشعار الروبوت بالأمــاكن الــتي تتواجد فيها المفاصل في كل لحظة زمنية. ويتم هذا عــن طريــق وضع مرمّز أو جهاز تشفير (Encoder) في كل مفصل ومهمة هذا الجهاز هي معرفة – وبكل دقة- كل المعلومات الأساســية عــن المفصل مثل الزاوية والامتداد والاتجاه ومن ثم إرسالها إلى جهــاز التحكم في الحركة أثناء التنقل وبهذا يمكن للروبوت تصحيح مواقع

المفاصل والوصول إلى الهدف بدقة. ويمكن للروبوت قياس التغير في موقعه أثناء التجوال عن طريق عداد المسافات أو الأودومتر (Odometer) ويحدد الاتجاه عن طريق البوصلة (Compass) أو الجيروسكوب/ البوصلة الدوارة (Gyroscope). ولمعرفة التغير في سرعته يكون الروبوت مجهزاً بمقياس التسارع المسمى بالمسراع (Accelerometer).

- **تحسس القوة (Force Sensing)**: رغم أن للروبوت أجهزة تمكنه من تحديد موقعه وموقع المفاصل بدقة تفوق دقة الإنسان، إلا أن هذه الأجهزة لوحدها غير قادرة على القيام بمهام أخرى. فمثلاً، لو أخذنا مهمة بسيطة ككشط طلاء من على سطح زجاجي دقيق باستعمال شفرة حلاقة، يحتاج الروبوت إلى دقة في تحديد موضع الشفرة عمودياً على سطح الزجاج وأي خطأ ولو كان بالمليمترات يسبب فشلاً في إتمام المهمة. فإما أن تكون الشفرة بعيدة قليلاً عن الزجاج وبالتالي لا تتمكن حتى من ملامسة الطلاء أو أن تكون مضغوطة أكثر من اللازم مما قد يسبب كسر الصفيحة الزجاجية الرقيقة. فهذه المهمة البسيطة وغيرها من المهام الكثيرة التي يكون فيها نوع من الاحتكاك كالكتابة أو فتح الأبواب أو تركيب السيارات أو غيرها تحتاج إلى أجهزة إحساس تقيس مستوى القوة. وعادة ما توضع هذه الأجهزة بين الذراع

والطرف المؤثر وتقيس القوة (Force) وعزم الدوران (Torque) في ستة اتجاهات مختلفة. ويستعمل جهاز التحكم هذه القياسات للمحافظة على الاحتكاك بضغط ثابت. ويسمى هذا النوع من الحركة حركات مطاوعة (Compliant Motions) وهي حركات غاية في الأهمية في عدد كبير من تطبيقات الروبوت.

- **الإحساس اللمسي: (Tactile Sensing)**: هذا النوع من الإحساس يشبه كثيراً حاسة اللمس عند الإنسان ويختلف قليلاً عن تحسس القوة. فلو طُلب مثلا من الروبوت أن يلتقط كوبا ورقيا من القهوة باستعمال مقبضه، فعلى الروبوت أن لا تكون قبضته ضعيفة حتى لا يترلق الكوب أثناء التقاطه وتحريكه ولا أن تكون قبضته قوية فتعصر الكوب أو تحطمه. ويتطلب هذا إحساساً لمسيا دقيقا. ويتكون جهاز إحساس اللمس من مادة مرنة أو مطاطة تعطي درجة ارتدادها أو تشوهها (Distortion) فكرة كافية عن قوة الاحتكاك. إضافة إلى ذلك، يمكن أن يكون هذا الجهاز مزوداً بالقدرة على قياس الاهتزاز حتى يحافظ على الكوب مثلاً أو محتوياته.

- **جهاز السبر بالصدى (Sonar)**: يرسل جهاز السونار إشـــارات صوتية في اتجاه معين. وعندما تصطدم هذه الإشارات بحـــاجز أو جسم،تنعكس وترجع أجزاء منها إلى الجهاز. وبقياس الوقت التي استغرقته هذه الإشارات ذهاباً وإياباً تتم وبسهولة معرفة المـــسافة التي تفصل الروبوت عن هذا الجسم أو الحاجز. ويتم كل ذلـــك بسرعة تقل عن أجزاء صغيرة جداً من الثانية. وبهذه الطريقة، يمكن للروبوت تفادي الحواجز التي قد تعترض طريقه أثناء التنقل. وإذا ما رُكّبت عشرات من هذه الأجهزة حول أجزاء الروبـــوت وفي اتجاهات مختلفة يصبح من السهل على الروبوت معرفـــة محيطـــه وتحديد كل الحواجز وفي كل الاتجاهات مرة واحدة.

- **حاسة النظر الاصطناعي (Artificial Vision)**: إن حاسة النظـــر الاصطناعي وتحليل الصور والمرئيات هي الـــتي حولـــت أســـس الروبوت من الحركة العمياء إلى حركات مع إدراك بمحيط العمل. وتتكون هذه الحاسة من كاميرا أو كاميرتين وهو ما يسمى بنظام النظـــر الثنائي (Stereo Vision). ويحول هذا النظام الـــصور إلى إشارات كهربائية تخزَّن وتعالَج رقمياً في أجهزة الكمبيوتر. وتكمن أهمية هذه الحاسة في إعطاء الروبوت القدرة على التعـــرف علـــى الأجسام المتواجدة في محيط عمله وأخذ القرار الـــلازم والحركـــة الصحيحة لإنجاز المهام المطلوبة.

هـ- نظام التحكم

رغم السرد السريع لآلة الروبوت والأجزاء التي تتكون منها، ليس من الصعب أن نستشف مدى تعقيد وصعوبة الربط بين كل أجهزة الإحساس والتنقل والأجهزة الميكانيكية. وهذه المهمة الصعبة تقوم بها أنظمة التحكم (Control Systems) فبدون هذه الأنظمة لا يتعدى الروبوت كونه قطع حديدية صماء جامدة. ونظراً لاختلاف التركيبة الميكانيكية لأجزاء الروبوت المختلفة، يحتاج الروبوت إلى أنظمة تحكم متعددة. منها ما يهتم بتحريك الذراع، وأخرى لآلية المشي، ونظام آخر للتحكم في المقبض، إلى غير ذلك من أنظمة التحكم المختلفة.

ولقد استفاد ميدان الروبوت من التقدم الحاصل في ميدان التحكم الآلي (Automatic Control) وفي ميدان المعالجة الصغرية (Microprocessor) للوصول إلى مستوى مقبول في أداء الروبوت. ومازالت المساعي حثيثة لجعل نظام التحكم أكثر فعالية وصلابة ليواجه متطلبات الصناعات الحديثة. وقد بدأت فعلا تطبيقات التحكم باستخدام الفروع المختلفة للذكاء الاصطناعي تظهر نتائج هامة.

ويتمثل جهاز التحكم في حاسوب (صغيراً كان أم كبيراً) يتلقى المعلومات القادمة من أجهزة الإحساس المختلفة الموجودة في الروبوت ويرسل أوامراً وتعليمات تحدد الحركات المطلوبة. وتكون هذه التعليمات

عبارة عن إشارات كهربائية تقوم بتحريك المفاصل المختلفـــة حـــسب الحاجة. ويكون جهاز التحكم (أو الحاسوب) مركباً على الروبوت نفسه أو منفصلاً عنه.

في حالة الفصل بين الروبوت وجهاز التحكم يقع الربط بينهما عن طريق عدد من الأسلاك عادة ما تكون (وقد تزيد عن) ثمانية. وإذا مـــا كانت الأسلاك تسبب عائقاً، ويحصـــل هـــذا في حالـــة الروبـــــوت المتنقـــل، فيمكـــن أن يتـــم الربـــط عن طريق الاتصـــال اللاسلكـــي .(Wireless Communication)

إن عملية التحكم في الروبوت عملية معقدة وتحتـــاج إلى شـــرح مطول كما أن نظام التحكم نفسه يتكون من تركيبات كثيرة جـــداً لا يسمح المجال بالتطرق إليها ولكن الفكرة العامة لهذه الآلية كمـــا وقـــع عرضها تكفي لفهم نظام التحكم ودوره في إنجاح آلية الحركـــة عنـــد الروبوت.

٧,٣ نظام الروبوت الصُغري (Micro-Robot)

مع تقدم التقنيات الحديثة والطفرات التي تعيشها الكثير من الميادين العلمية والتكنولوجية والصناعية، أصبح من الضروري إدخـــال أنظمـــة الروبوت إلى الأماكن الصغيرة والتي لا يمكن للإنـــسان دخولهـــا مثـــل

الأنابيب التي تحمل المواد الكيميائية أو المواد السامة. ومن هنا جاءت فكرة الروبوت الصُّغري أو الروبوت الصغير.

وقد تنافست الأبحاث في تصغير حجم الروبوت رغم العوائق البديهية التي تفرضها ميكانيكية الحركة والدوائر الإلكترونية العديدة. وتوصل اليابانيون إلى إنتاج روبوت متنقل لا يزيد حجمه عن ١×٦×١ سم أي أن عرضه ١ سنتيمتر وارتفاعه ١ سنتيمتر وطوله ٦ سنتيمتر. وظهر كذلك الروبوت الخليوي (Cellular Robot) والذي باستطاعته التكيف مع محيط العمل بتغيير خواصه وحجمه وحتى طريقة التنقل.

ولهذا النظام من الروبوت الصُّغري تطبيقات مهمة وصلت حتى المجال الطبي. وبإمكان الطبيب في المستقبل القريب أن يرسل روبوتاً صُغريًّاً ليتجول داخل قنوات وأمعاء المريض ويلتقط الصور اللازمة لتشخيص الأمراض.

٧,٤ التطبيقات العملية للروبوت

على عكس الإنسان، يختلف جسم الروبوت وشكله حسب الوظيفة أو الوظائف المصمم من أجلها. وقد صممت أنواع كثيرة من الروبوتات للقيام بعدد كبير من الوظائف المختلفة سنسرد بعضاً منها على سبيل المثال لا الحصر.

الروبوت في المجال الصناعي:

يعتبر الميدان الصناعي أكبر الميادين استفادة من خدمات الروبوت على الإطلاق. فالحركات المتكررة في أي خط من خطوط الإنتاج (Production Line) تمثل هدفاً طبيعياً للأتمته (Automation). وشهدت سنة ١٩٥٤م أول براءة اختراع في هذا الميدان لجورج ديغول عن اختراعه أول ذراع آلي مبرمج. وبحلول ١٩٨٥م بلغ عدد الروبوتات المستعملة في الميدان الصناعي أكثر من ١٨٠،٠٠٠ روبوت وتستعمل اليابان والولايات المتحدة وفرنسا ١٥٠،٠٠٠ منها.

رغم أن معظم تطبيقات الروبوت كانت في صناعة السيارات وصناعة صفائح الإلكترونيات الدقيقة، إلا أن هناك ميادين أخرى كان للروبوت دور فيها كتخزين ونقل وتوصيل المعدات والمواد. وتختلف هذه المواد في حجمها، من صفائح رقيقة إلى معدات ضخمة كالشاحنات يقوم الروبوت آلياً بنقلها من مكان إلى مكان حسب برمجة مسبقة. وكان لهذا فائدة كبيرة خاصة في ميدان العمارة والبناء حيث تستعمل روبوتات كبيرة قادرة على نقل معدات يصل وزنها إلى ١٠٠٠ كغ ووضعها في أماكنها بدقة تصل إلى ٢،٥ مم في محيط عمل قطره ١٠ م.

ومما يدل على سعة تطبيقات الروبوت إلى الميدان الصناعي هو وصولها حتى إلى ميدان الجَزّ (Shearing) (قص صوف الخروف) فقد التجأت استراليا والتي تملك ١٤٠ مليون خروف إلى استعمال الروبوت في الجزّ. ونظراً لأن الخرفان تكون بأحجام مختلفة فقد كان روبوت الجزّ مجهزاً بإحساس لمسي دقيق يمكنه من جزّ الخروف دون أن يجرحه.

الروبوت في مجال الخدمات:

كثيراً ما تطالعنا أفلام الخيال العلمي بروبوتات تخدم الإنسان خارج النطاق الصناعي. وتصور لنا هذه الأفلام الروبوت وهو يقوم بالأعمال والخدمات الشخصية كتحضير الطعام وتنظيف المترل. لكن الواقع غير ذلك. فقد كان الروبوت إلى أمد قريب شبه محصور في التطبيقات الصناعية وفكرة نظام الروبوت الخدماتي (Service Robot) لم تحظ بالاهتمام إلا في فترة التسعينيات الميلادية. ومن المجالات التي بدأ النظر فيها نذكر الجراحة الروبوتية، التمريض الروبوتي، تصنيف الأدوية، تصنيف الملفات، التنظيف، خدمات الأطعمة الجاهزة، حراسة المؤسسات والبريد.

ورغم أن الكثير من هذه التطبيقات مازال قيد التطوير إلا أن نظام الروبوت المتنقل في مجالي الحراسة والبريد لاقى نجاحاً كبيراً خاصة في

المستشفيات. وقد تمكنت واحدة من الشركات من بيع أكثر من ٣٠٠٠ روبوت مهمتها توزيع البريد والملفات داخل أجزاء المستشفى. ويتلقى هذا النوع من الروبوت التعليمات من جهاز الحاسب الآلي وينقل المعدات أو الملفات لمواقع مختلفة داخل المبنى. ويمتلك قدرة فائقة على تفادي الاصطدام مع الأشخاص أو الأثاث كما أنه قادر على استعمال المصاعد الكهربائية.

من فوائد الروبوت، وفي هذا المجال بالذات، هو تواجده على رأس العمل ٢٤ ساعة في اليوم وسهولة متابعته آلياً لمعرفة سير الملفات وأوقات وصولها وانعدام السهو أو الخطأ مما يساهم في المحافظة على هذه المعدات والملفات.

الروبوت في الأماكن الخطرة:

لقد أصبح الروبوت في هذه الأيام مساعداً على تقليل المخاطر التي قد يتعرض لها الإنسان في كثير من الأوضاع. فإثر الكارثة التي سببها انفجار شارنوبل لم يتجرأ أحد على المجازفة بتعريض نفسه لإشعاعات قوية وقاتلة أثناء عمليات الإنقاذ أو التنظيف. فاستعمل الروس عددا من الروبوتات (التي كانت مصممه لمهام الاستكشاف على سطح القمر) للقيام بعملية التنظيف. وتستعمل فرنسا واليابان وبشكل روتيني أعداداً

من الروبوتات في عمليات تنظيف المحطات النووية حتى لا تعرض العمال لخطر الإشعاعات.

وهناك عدد من الدول يستعمل الروبوت في حالات الكوارث كالزلازل والحرائق حيث يقوم الروبوت بالاستكشافات الأولية لمعرفة ما إذا كانت المباني تهدد بالسقوط أو أن هناك غازات سامة أو غيرها من المخاطر. وإثر الاستطلاع الأولي الذي يقوم به الروبوت يحدد رجال الإنقاذ والطوارئ الخطوات اللازمة.

حتى في حالات تفجر البراكين، هناك استعمالات مهمة للروبوت. ففي صيف ١٩٩٤ تم استعمال روبوت يسمى DANTEII لاستكشاف أحد البراكين المتفجرة والتي لا يجرؤ الإنسان على الاقتراب منها.

وهناك تطبيقات عديدة غير التي ذكرت ومازالت هناك أخرى تحت التطوير. ومع أن هذه التطبيقات تعود على البشرية بكثير من الفائدة، إلا أنها لا تخلو من نقد ومعارضة ولعل أخطر نتائجها هي ما يسببه استعمال الروبوت في الميدان الصناعي من تعويض لليد العاملة البشرية. فالروبوت يفوق الإنسان بكثير في هذا الميدان مما يغري أرباب المصانع بالتخلي عن الآلاف من العمال وهذه قد تكون بداية لمسألة اجتماعية حقيقية.

الفصل الثامن

قضايا فلسفية في الذكاء الاصطناعي

من الصعب أن نتجاهل الفلسفة ما دامت لمعظم الأشياء معاني خفية نحتاج لمعرفتها. وميدان الذكاء الاصطناعي يعج بالأسئلة الفلسفية ليس فقط لأن هذا الميدان خطف الأنظار وحاز اهتمام الكثير. ولا لأنه كان نتاج ميادين مختلفة ضمت علم النفس والاجتماع والفلسفة والرياضيات والهندسة وغيرها. ولكن بدرجة أهم، لأن هذا الميدان يتعامل مع العقل ووظائفه ويتعامل مع ظاهرة الذكاء وكل هذه الأشياء لم تحسم بعد ومازال يحدوها الكثير من الغموض وأسئلة عديدة حولها مازالت تنتظر الإجابة.

والقضايا الفلسفية في هذا الميدان عديدة ومناقشتها لا تقل أهمية عن فروع الذكاء الاصطناعي وتطبيقاته ونجاحاته. والتطرق إلى هذه القضايا يدفع ميدان الذكاء الاصطناعي إلى الأمام لأنه البداية لرفع الغموض عن العديد من الأمور المتعلقة بالميدان. من الصعب أن نسلط الضوء على كل القضايا المطروحة ولكننا سنحاول طرح أهمها ومنها: التفكير، والبديهة، والعاطفة، والإبداع، والوعي.

أول القضايا التي ظهرت هي قضية التفكير وهل بإمكان الحاسوب اكتساب قدرة التفكير (Turing, 1950)، وكان الذكاء الاصطناعي آنذاك في بداية ظهوره. لكن ببداية النجاحات ظهرت قضايا أخرى أكثر تعقيداً وبدأ العديد من الفلاسفة والمهتمين من غيرهم إبداء آرائهم في مواضيع مثل الإبداع (Dreyfus, 1972)، والبديهة (Lenat and Feigenbaum, 1991)، والوعي (Searle, 1992) والعاطفة (Frijda and Swagerman, 1987)، ومنهم من تطرق لكل هذه المواضيع مرة واحدة (Norman, 1980, Dreyfus 1979, 1986, 1992).

وعلى الرغم من الاطروحات الكثيرة والنقاشات الطويلة، مازالت كل هذه المواضيع دون حسم وقد تبقى كذلك لمدة طويلة.

٨,١ هل الحاسوب يُفكر؟

منذ بداية نجاح الذكاء الاصطناعي ظهر جدال كبير وافتراضات كثيرة عن ماهية ذكاء الآلة، وكما يعرف أي طالب في علم النفس أن الذكاء البشري في حد ذاته لم يحسم تفسيره بعد فما بالك بذكاء الآلة.

يرى الكثير أن حتى حاسوب الخمسينيات يفوق أي إنسان في قدرته على الحساب والعمليات الرياضية، وكانوا يصفونه بأنه أسرع من اينشتاين. لكن هذه القدرة الحسابية هي ناتجة فقط عن برمجيات وضعها

الإنسان وطبقها الحاسوب دون "تفكير" حتى وصل إلى النتيجة. ويرى فريق آخر أنه ما دامت نتائج العمليات الحاسوبية صحيحة ومفيدة فهذا دليل كاف على ذكاء الحاسوب.

و لم يقف الجدال عند هذا الحد، فالعاملون في ميدان الذكاء الاصطناعي لم يدّعوا فقط ذكاء النتيجة التي تتوصل إليها الآلة ولكن كذلك ذكاء الأسلوب والطريقة التي وصلت بها الآلة لهذه النتيجة، وبهذا -وعلى حد قولهم- ذكاء الآلة هو تماما كذكاء البشر.

وهذا الادعاء أثار تساؤلات كثيرة جادة وأخرى تهكمية مثل: ما دمنا قد عجزنا عن توضيح أمور كثيرة تخص الذكاء البشري، فهل بالإمكان اعتبار ذكاء الآلة نموذجاً لذكاء البشر ونحل المسألة. وتساءل آخرون: إذا سلمنا بذكاء الآلة فما هو يا ترى رأي الآلات الذكية في ذكائنا البشري. ولكن السؤال الأهم ضمن كل الأسئلة المطروحة هو: هل من الضروري أن يتطابق الذكاء البشري مع ذكاء الآلة؟

ولمحاولة الإجابة على هذه الأسئلة وأسئلة أخرى كثيرة قدم عدد من المهتمين خصوصا في ميادين علم النفس والفلسفة وعلوم الحاسب نظرياتهم. وبسرعة ظهر قطبان رئيسان. من أبرز عناصر القطب الأول كان الناقد هيوبرت درايفوس (Hubert Dreyfus) صاحب كتاب "ما لا تستطيع الحواسيب القيام به" والذي نشره سنة ١٩٧٢. ثم أتبعه سنة ١٩٩٢

بكتاب آخر سماه "ما مازالت الحواسيب لا تستطيع القيام به". وكان هذا الناقد يرى أن الآلات والحواسيب ليست ذكية ومن المستحيل أن تكون ذكية حتى في المستقبل البعيد.

أما القطب الثاني، فقد كان من أبرز عناصره مارفن منسكي (Marvin Minsky) وقد كان متفائلاً جداً عندما قال في بداية ظهور الذكاء الاصطناعي: "خلال عشر سنوات ستحل جميع مشاكل الذكاء الاصطناعي". ثم في فترة لاحقة قال: "خلال عشر سنوات لن ترضى بنا الحواسيب حتى كحيوانات أهلية". وليس مستغرباً أن يتضاءل طموح منسكي مع بداية الثمانينات ولكنه لم ينطفئ.

ظهور هذين القطبين في حد ذاته ليس مهماً جداً. ولكن طرح السؤال "هل بمقدور الآلة أن تفكر؟" كان الأهم. وبهذا السؤال دخل علم النفس بقوة ميدان الذكاء الاصطناعي وبدخوله توفرت معلومات كثيرة على امتداد ٥٠ سنة أضافت بدون أدنى شك الشيء الكثير.

٨,٢ أيمكن للحاسوب أن يبدع؟

تاريخيا، كان موضوع الإبداع مهملاً في علم النفس عامة واختبارات الذكاء خاصة. ومع ذلك يعتبر الإبداع أهم عناصر الذكاء.

ورغم أن الحاسوب دون شك قد تفوق في ميادين محدودة كالمنطق والرياضيات. يرى الكثير أن هناك أمل ضئيل في أن يصل الحاسوب إلى

درجة الإبداع. والسبب هو أنه ليصل عمل مّا إلى مستوى الإبداع، يجب أن يكون على الأقل مفيداً، وجديداً، وغير متوقع. حلقات ثلاث، هل من السهل على الحاسوب أن يربط بينها؟ هذا السؤال يذكرنا بالجدل الحاد الذي امتد قرناً كاملاً عما إذا كان بإمكان الآلة أن تطير. ومع صنع أول طائرة انتهى الجدال.

ومحاولة الإقناع الفلسفي حول موضوع الآلة والإبداع تبدو صعبة جداً مما حدا بالبعض أن ينتهج طريقة أخرى للإقناع وهي الوصول إلى تصميم حاسوب مبدع يكفي لوضع حدّ للنقاش. ورغم صعوبة هذه المهمة، ظهرت بعض المحاولات الجادة لعل أكثرها إثارة كان برنامج AARON الذي يملك القدرة على رسم لوحات فنية جميلة ومتنوعة وله القدرة حتى على الرسم التجريدي. ومما لا شك فيه أن هذا البرنامج الذي ظل تحت التطوير ٢٠ سنة كاملة يقدم أعمالاً فنية مذهلة تصل إلى مستوى الفنانين البشريين. لكن هل تعتبر هذه الأعمال إبداعية؟ وهل نحكم على الناتج النهائي فقط لهذا البرنامج أم يجدر بنا الحكم حتى على المنهج والأسلوب الذي به توصل للنتيجة؟ أسئلة مازالت مطروحة رغم

أن أعمال AARON جميلة وجديدة وغير متوقعة. كثير يرى أن على كل من لم يقتنع بإبداع AARON أن يسعى لتعريف جديد لمفهوم الإبداع.

٨,٣ الحاسوب ومسألة الوعي

قضية الوعي قضية معقدة جداً. فإلى يومنا هذا ليس هناك تعريف واضح للوعي ولا حتى مقياس له. ما نعرفه هو أن الوعي خاصية ضرورية لإنسانية الإنسان. فإذا ما غاب الوعي تجرد الإنسان من إنسانيته.

هناك شبه إجماع على أن الحيوانات "البسيطة" والتي لا تمتلك سوى حد محدود من الشبكات العصبية ليس لها وعي. فهي لا تعي. عند هذه الحيوانات، هذا العدد المحدود من الشبكات العصبية يعطيها القدرة على القيام بالوظائف الأساسية فقط. ولكن نوعية هذه الشبكات العصبية هي تماماً كالتي عند الحيوانات "المعقدة" أو عند الإنسان. ويتفق الكثير على أن الحيوانات المعقدة عندها صفة الوعي. إلى هذا الحد هناك شبه اتفاق. إذاً فالفرق ليس في نوعية الشبكات العصبية ولكن في عددها. ومن هنا يرى فريق من العلماء - ويختلف معهم آخرون - أنه إذا كان عدد الشبكات العصبية كبير ينتج الوعي وذلك حتى تتمكن هذه الشبكات من المحافظة على السلوكيات المعقدة. فيرى هؤلاء أن الوعي هو نتيجة حتمية لأي نظام وصل إلى حدّ معين من التعقيد. وبالتالي يعتقدون

أنه لا داعي لإعطاء الموضوع أهمية. فإذا ما وصلت أنظمة الذكاء الاصطناعي إلى درجة كبيرة من التعقيد سيظهر الوعي كناتج ثانوي لهذا التعقيد.

ليس من السهل قبول هذه الفرضية. لكن لو سلمنا – جدلاً- بها، سيجابهنا سؤال آخر لا يقل تعقيداً، ألا وهو كيف نستدل على وجود الوعي عند الآلة. فمن الصعب أن نجد نوعاً من التجارب العلمية التي تساعدنا على حلّ هذه المسألة. ويصر العديد من النقاد على أنه لا يكفي أن نرى تصرفات ذكية من الآلة فنحن نحتاج إضافة إلى ذلك إلى معرفة "الحالة الذهنية" التي تمتلكها، وهذه إشارة إلى الوعي.

وهذا اعتراض مقبول ونقد موضوعي. وباختصار قد يصل الحاسوب إلى كتابة أجمل المعلقات في الشعر العربي لكن هل يصل إلى مرحلة من الوعي توصله إلى إدراك روعة ما كتب؟.

٨,٤ الحاسوب ومسألة البديهة

في سعيهم للوصول لبناء آلات ذكية، جابه الباحثون في ميدان الذكاء الاصطناعي مسألة أساسية تسمى الآن مسألة المعارف البديهية (Common sense knowledge Problem). فعلى الرغم من أن العلماء كانوا يدركون تمام الإدراك أنه من الضروري تغذية الآلة بكل المعلومات

الأساسية والمعارف الضرورية، إلا أنهم لم يتوقعوا حجم ودائرة المعارف التي يمتلكها الإنسان حول نفسه وحول محيطه.

في البداية لم يخطر على بال أحد من الباحثين أنه إذا أردنا تغذية الآلة بمعلومة مثل "إن الولد في المدرسة" يجب كذلك تغذيتها بمعلومات كثيرة جداً مثل: "إذا كان الولد في المدرسة فيده في المدرسة". أو كمثال

آخر "إذا كان للأب ولد فالولد يصغر أباه سناً ويبقى كذلك مدى الحياة". كمّ هائل من المعارف البديهية يمتلكها الإنسان صغيراً كان أم كبيراً ولا ينتبه إليها ولا يتطرق إليها بشكل واضح ومحدد.

من أين للحاسوب بهذه الدائرة من المعارف؟ وهل بوسع الإنسان تغذية هذه المعارف للحاسوب وهو نفسه لا يقدر على حصرها؟ وحتى وإن تمكن من حصرها، على أي شكل يعرضها على الحاسوب؟ على شكل منجد أو موسوعة؟ أم على شكل قوانين؟ وهل لكل المعارف قوانين؟ وكيف نتعامل مع الاستثناءات؟ عقبات كثيرة وصعبة تعترض الباحثين في هذا الميدان، لكنهم يعيشون على أمل كبير في أن يتوصلوا إلى طريقة تجعل الحاسوب قادراً على التعلم وكسب المعارف. وبالتالي لن يكون هناك داع لتغذيته بكل المعارف الإنسانية. فقدرته على التعلم

ستخول له اكتسابها بنفسه. ومن يدري؟ قد تتسع دائرة معارفه عن دائرة معارفنا، فهل هذا ممكن؟.

٨,٥ الحاسوب ومسألة العاطفة

المسألة هنا تختلف عن المشاكل السابقة. فالعاطفة مفهومة إلى حدّ ما. وهي بدون شك الفرق الأساسي بين الإنسان والآلة. والإنسان الذي لا عاطفة عنده يوصف بالمتحجر. وأهم الفروق بين الإنسان العادي والإنسان الآلي هي العاطفة.

قد يكون سعي الإنسان لصنع آلات ذكية له مبررات يتفق عليها الكثير. لكن سعيه لصنع آلات لها عاطفة يعترض عليه البعض. فالنظرة الغربية الكلاسيكية كانت تهزأ من العاطفة. وتعتبرها سبباً للفوضى وخطراً على المنطق والعقلانية. وإذا كانت العاطفة كثيراً ما تدفع الإنسان إلى اتخاذ قرارات غير معقولة، فلماذا نسعى إلى إضفائها على الآلة؟

يرى العاملون في مجال الحاسوب والعاطفة أن هناك على الأقل خمسة أسباب تجعل وجود آلة بعاطفة ضرورة وهي:

أ- تسهيل البحوث والتجارب في ميدان العاطفة البشرية وعلم النفس عن طريق المحاكاة عوضاً عن التجارب على الإنسان.

ب- جعل الإنسان الآلي أكثر نجاحاً وفعالية في المحيط الاجتماعي.

ج- جعل التعامل بين الآلات ممكناً وناجحاً لأنه سيصبح من الممكن لهذه الآلات أن تتفاهم.

د- العاطفة مرتبطة ارتباطاً وثيقاً بكل ما نقوم به. وآلة لها نفس الخاصية تجعل التعامل معها أكثر سهولة.

هـ- العاطفة تعطي للآلة إمكانية التعرف على الإنسان والمحيط الذي "تعيش" فيه.

ولم ينتظر الموالون لهذا الميدان إجماعاً على أهميته. فقد بادر عدد منهم بالبحث فيه. وتوصلوا إلى عدد من النتائج رغم الصعوبات البالغة التي اعترضتهم. وبحثوا في علاقة العاطفة بتغيرات نبرات الصوت، واحمرار الوجنتين، وتقطيب الجبين. وبحثوا في تمييز عبارات الثناء، واللوم، والتحسر، ومظاهر أخرى تتعلق بهذا الموضوع. وحصروا وبرمجوا قرابة ٧٠ تقلبات للوجه تعكس مشاعراً مختلفة. ورغم حداثة هذا الميدان، فقد توصلت جامعة MIT الأمريكية من صنع رجل آلي سمي KISMET نجح في إظهار بعض مظاهر العاطفة.

وما زالت الأبحاث الكثيرة جارية من أجل الوصول إلى آلات أو حواسيب تمتلك شيئاً من العاطفة.

الفصل التاسع

مستقبل الذكاء الاصطناعي: آمال ومخاوف

لقد نبع الذكاء الاصطناعي نتيجة جهود كبيرة وفي ميادين علمية متعددة. وعندما بدأت نتائج هذه الجهود في الظهور أصبح جلياً أن تأثيراته تعدت الميدان العلمي لتمس جانباً كبيراً من مجالات الحياة اليومية. والتسارع الواضح الذي نشهده في تصنيع تقنية جديدة وذكية بدأ يطرح موضوعاً غاية في الخطورة وهو موضوع الجانب الأخلاقي والمعنوي ومدى تأثير التقنية الجديدة في مستقبل البشر.

وتجاه هذا التطور الجديد انقسم المهتمون بالموضوع إلى قسمين: قسم يرى أن هذه الآلات الذكية ستصل في النهاية إلى تحطيم حياة الإنسان والسيطرة على العالم. وتصل إلى مرحلة من التطور يصعب معها على الإنسان التحكم فيها. وقسم آخر لا يرى في الأمر خطورة. بل بالعكس يتطلع إلى مستقبل فيه من الرفاهية الشيء الكثير لما ستوفره الآلات الذكية من يسر في كثير من مجالات الحياة. الجدير بالذكر هو أن عدداً كبيراً من عناصر القسم الأول هم من صانعي هذه الآلات والعاملين في المجال.

فيما يلي سنطرح وجهتي النظر ونترك للقارئ الحكم، مع الإشارة إلى أن الموضوع معقد جداً رغم بساطته الظاهرية ويحتاج إلى تفكير عميق ودراسة متأنية.

٩,١ الذكاء الاصطناعي تقنية الدمار الشامل

كانت الآلات الذكية والروبوتات العبقرية موضوعاً مسلياً لأفـــلام الخيال العلمي لم يكن لها هدفٌ سوى تقديم أرباح كبيرة في دور السينما من خلال إطلاق العنان للخيال البشري. لكن اليوم وبمتابعة ما يجري في هذا الميدان بات تحقيق هذه الآلات غير بعيد. والمحاولات الأولى في هـــذا الطريق كُللت بالنجاح. وقريباً قد يصبح الخيال العلمي واقعاً علمياً. فإذا ما تواصل هذا النجاح سيجابه العالم مخاطراً كثيرة في هذا القرن قد تؤدي لأن يصبح الإنسان البشري عبداً يخدم الإنسان الآلي.فإذا ما نجح العلماء في تطوير آلات ذكية جداً، سيكون لنا خياران لا ثالث لهما.

أما الخيار الأول فهو أن نترك للآلة حرية اتخاذ القرار منذ البدايـــة وبهذا نفقد السيطرة على مجريات الأمور. ولا أحد يدري في هذه الحالـــة إلى أين ستسير بنا الآلات. فهي التي تخطط ونحن ننفـــذ دون وعـــي أو تفكير. وبهذا الخيار يصبح الإنسان بلا إنسانية.

قد يرى البعض أن هذا الخيار غاية في السذاجة فليس هناك إنسان بالغباء الكافي الذي يجعله يسلم أمره لآلة حتى وإن كانت غاية في الذكاء. إن الأمر ليس بهذه البساطة. ففي المستقبل غير البعيد، سيصبح العالم في غاية التعقيد إلى درجة يصعب على الإنسان مجاراة الأمور ويستسهل على نفسه الاستعانة بالآلة والقبول بقراراها. وشيئاً فشيئاً يكون لها القرار الأول والأخير. ويزيد العالم تعقيداً. وفي ذلك الوقت يصبح الاستغناء عن الآلة ضرباً من الانتحار.

ولو التفتنا قليلاً إلى الوراء قبل التلفاز، والسيارة، والمكيف، والهاتف، والثلاجة، وغيرها. وقارنا تلك الأيام باليوم سنرى مدى تعلقنا بالآلة على الرغم من أن آلة اليوم لا تملك من الذكاء شيئاً ولا تصنع القرار. آلة المستقبل القريب أكثر إغراءً وأكثر قوة.

أمّا الخيار الثاني فهو ألا نسلم مقاليد الأمور للآلة ويكون للإنسان السيطرة على عدد من الآلات الذكية التي تخصه مثل الآلات المترلية، والسيارة، والحاسوب وغيرها. في هذه الحالة ستكون الآلات الأكبر والأقدر والأذكى عند عدد صغير من الناس وهم النخبة. وهنا رضينا أم أبينا ستكون هذه النخبة – على خُلق كانت أم لم تكن- تملك موازين القوى وتتحكم في مصير العامة بما تملكه من تقنية غاية في التعقيد والذكاء. ويتحول الناس إلى خدم يخدمون أصحاب القوة وهم قلة. ولما

في طبيعة البشر من أنانية وطمع وحب للذات ليس من الصعب أن نتخيل العواقب الوخيمة لهذه الطبقية التكنولوجية.

إذاً، في صورة الوصول للآلات الذكية التي سعى إليها العاملون في ميدان الذكاء الاصطناعي سيكون أمام البشرية خياران أحلاهما أمرّ من المرّ. فالأمر هنا يتعلق بمستقبل البشرية ويجب أن يؤخذ مأخذ الجد فإمكانية أن يتفوق الرجل الآلي على الإنسان أمر في غاية الخطورة ولا يمكن تجاهله حتى وإن كان مستبعداً. وما من إنسان في يومنا هذا قادر على الجزم بالاستحالة. وما دامت الإمكانية موجودة فهناك خطر محدق.

سيكون من الصعب على الشخص العادي أن يحس بالخطورة والدليل على ذلك أنه رغم تسارع التطورات في ميدان الذكاء الاصطناعي قليل مَنْ تحدث عن المخاطر التي تنتظرنا في المستقبل وهذا أمر طبيعي لسببين مهمين:

- الإنسان العادي يتعامل مع هذه الأشياء من بعيد ويعتبر نفسه غير مسؤول عن تفاصيلها وآثارها ومستقبلها ولا يشغل نفسه بذلك. فلو أخذنا مثلاً الهندسة الوراثية وتعاملها مع أقرب الأشياء للإنسان ألا وهو الغذاء، فقد جاء هذا الميدان ليحدث ثورة في الميدان الزراعي بتطوير عشرات الآلاف من المحاصيل الجديدة بالتلاعب بجينات المحاصيل الطبيعية. ورغم ما في هذا من تعدٍ على نواميس الطبيعة، لم

يثر نقاشاً ولا بلبلة بل بالعكس وافقت وزارة الزراعة الأمريكية على ٥٠ محصولاً زراعياً. وأكثر من نصف المحصول العالمي من فول الصويا وثلث المحصول الزراعي من الذرة تحتوي على جينات غير طبيعية. وكذلك لم يكترث أحد أو ربما الكثير لم يكن يدري. لكن عندما جاءت قضية الاستنساخ والنعجة "دوللي" تصدرت الصحف وصارت حديث الناس واعتبره الكثير توظيفاً لا أخلاقي للتقنية. فأين الفرق؟ فولادة دوللي جعلت الناس يحسون بخطورة ميدان الهندسة الوراثية رغم أن دوللي لن تمس أحداً بسوء لكن المبدأ نفسه هو الذي يرفضه الكثير. وكما هو الحال دائماً لا نعرف عن الشيء وعن خطورته إلا بعد ما يصبح حقيقة. فهل ننتظر حتى نقرأ في الصحف عن ظهور أول رجل آلي يفوق الإنسان ذكاءً. أغلب الظن أن الأمر سيكون كذلك.

- السبب الثاني الذي يجعل من الصعب على الإنسان العادي إدراك مدى الخطورة التي قد تسببها الآلات الذكية على حياة البشر هو أننا تعودنا على قبول الاكتشافات الجديدة بسهولة. فكثرة الاكتشافات التي شهدها القرن العشرون جعلت تقبلنا لها — وربما ترحيبنا بها- أمراً روتينياً لا يستدعي التفكير. لكن ما يجهله الكثير أن اكتشافات القرن الواحد والعشرين ليست من النوع الكلاسيكي. فالذكاء الاصطناعي والرجل الآلي والهندسة الوراثية تشكل خطراً أكبر من

الاكتشافات التي سبقت. فمن المحتمل جداً أن تكون لها القدرة على "التنسّخ" والتضاعف التناسخي. فالروبوت الجديد قد يصبح تلقائياً روبوتات. ولم لا؟ وقد حصل هذا مع الجينات التي ابتدعها الإنسان. ولنا في فيروس "الإبولا" ابلغ درس. ونحن مازلنا في طور كتابة هذه السطور بلغ إلى أسماعنا عملية استنساخ أول جنينين بشريين (أحدهما برازيلي) والبقية قد تأتي مع أملنا بألا تأتي.

كان القرن العشرون قرن أسلحة الدمار الشامل وقد يكون القرن الواحد والعشرون قرن "معلوماتية الدمار الشامل" أو" تقنية الدمار الشامل". ولنا في القرن الذي انقضى درس حري بنا ألا نتجاهله.

عندما قاد الفيزيائي روبرت اوبنهايمر فريقاً من العباقرة لاختراع القنبلة الذرية لم يتوقف أحد من هؤلاء ولا من غيرهم ليتساءل عن جدواها. فقد كان خوفهم من هتلر أقوى من نزعتهم الأخلاقية والأدبية. وبسرعة تم الاختراع. عند ذلك، أحس بعضهم بضرورة الوقوف عند هذا الحدّ. ولكن كان قد فات الأوان. فعدد من هؤلاء العلماء أغرته عبقرية الاختراع بالتمادي في هذا الطريق حتى النهاية وفي ٦ أغسطس ١٩٤٥ أُلقيت إحدى هذه القنابل على هيروشيما وأحدثت الدمار. وهزت الفاجعة أرجاء العالم. ولحقتها قنبلة أخرى على ناجازاكي بعد ثلاثة أيام فقط. ففي حين كان الكثير يعيش حالة من الرعب، كان هناك من يحس

بحالة من الارتياح والفرح – فرح بنجاح الاختراع. غاية في التجبر والغرور العلمي! وبعد ثلاثة شهور يقف مخترع القنبلة الذرية ليقول: "من الاستحالة أن نكون علماء دون أن نؤمن بقوة العلم وأهميته للإنسان ودون أن نكون على استعداد لتحمل العواقب". فالنجاحات العلمية تغري العلماء بالتمادي حتى وإن كانت النتائج تخل بالأخلاق وتضر البشرية. ولم يقف الحد عند القنابل الذرية فقد ظهرت أسلحة أخرى للدمار الشامل كالأسلحة البيولوجية والكيماوية.

فإذا كانت هذه الاختراعات في القرن العشرين شراً على البشرية فاختراعات القرن الواحد والعشرين أخطر بكثير. إن أسلحة الدمار الشامل كانت تحتاج إلى معلومات كبيرة وسرية وتحتاج إلى عناصر كيماوية نادرة ومجهودات على مستوى الدول. وهذا ما حدّ من خطورتها. لكن معلوماتية الدمار الشامل ستكون رخيصة متوفرة وفي متناول الجميع. وهذه الآلات الذكية التي نرتقبها ستكون آلات للدمار إذا انهمك العلماء في العلم وتناسوا الأخلاق.

لقد دخلنا القرن الجديد دون رؤية مستقبلية واضحة. والأخطر من ذلك أن صانعي التقنية دخلوه بدون "فرامل" ومع العولمة والسوق الحرة، مَن يمنع الشركات الكبرى من البحث عن الأرباح في آلات حتى وإن كان فيها دمار العالم؟ لقد شهدت أسلحة الدمار الشامل سيطرة مطلقة

من الحكومات. وستشهد معلوماتية الدمار الشامل سيطرة مطلقة من الشركات التجارية وشتان بين هذا وذاك.

يرى كثير من العلماء أنه سيصل العلم لاختراع الآلة الذكية جداً قبل سنة ٢٠٣٠. وبحلول هذه الآلة وإمكانية "توالدها"، سيدخل العالم في مأزق لا يمكن الرجوع عنه. وليس هناك من حل سوى التراجع عن التقنية التي قد تضر الإنسان والتركيز على الأخلاقيات في الميادين الهندسية. ويسأل الإنسان نفسه لماذا نصنع ما يضرنا؟

إن ما سيفرزه الذكاء الاصطناعي من تقنية متطورة حتى وإن لم تهدد بقاءنا على وجه الأرض، قد تجهض الإنسانية داخلنا. فجهاز صغير كالتلفاز قتل علاقاتنا الأسرية والاجتماعية. وجهاز كالحاسوب أنسى أطفالنا ألعابهم البسيطة والمليئة بالمرح والإبداع. واختراع بسيط كالإنترنت حبس الكتب في الرفوف وجعل المطالعة إضاعة للوقت لا تتماشى مع روح العصر. إذا كانت أجهزة "غبية" كهذه نجحت في تجريدنا من بعض إنسانيتنا وعاداتنا. أنصمد أمام ما هو أذكى منها؟ إن العالم الآن يسبح في بحر شواطئه قريبة. وإذا ما تمادينا، سنسبح في بحر شواطئه بعيدة المنال. وستكون الأمواج عاتية. نأمل ألا تسير الأمور في هذا الاتجاه، لكن من يدري؟.

٩,٢ التشاؤم من مستقبل الآلة تفاءل مفرط بنجاحها

يرى كثير من الناس أن المتخوفين من المستقبل والمتشائمين مما قد تسببه الآلة الذكية هم مفرطون في التفاؤل بأن تصل الآلة في المستقبل القريب إلى درجة كبيرة من الذكاء يجعلنا نخاف على أنفسنا. فهذا الإفراط الزائد في التفاؤل ولّد التشاؤم. وكما يقال "الشيء إذا وصل الحدّ انقلب إلى الضد".

فكثير من الناس يؤمن بأن القدرة الحاسوبية، والرجل الآلي، والهندسة الوراثية، وغيرها من العلوم الحديثة مازالت لم تنضج بعد. فلماذا نتصرف وكأنها أصبحت حقيقة؟ لماذا نتهم هذه التقنية على أساس ما قد تسببه لنا في مستقبل غير قريب ؟ ولماذا نلتجئ إلى هذا النوع من الاستقراء التشاؤمي؟ قد يكون من الصعب جداً الوصول إلى آلات أذكى منا. وحتى وإن حدثت المعجزة ووصلنا بعد سنوات عديدة، سنكون يومها قد تعودنا على هذه الأنواع من المعجزات فمن نعم الله على الإنسان أن أعطاه القدرة على التأقلم.

كان الناس في القرن التاسع عشر يعتقدون أن لحومهم ستنسلخ عن عظامهم لو ركبوا قطاراً يسير بسرعة ٣٠ كم في الساعة. ونحن الآن نركب طائرات تسير بسرعة الصوت ولم يحدث شيء يهدد إنسانيتنا أو وجودنا. وكان الحالمون في أوائل القرن العشرين يظنون أننا في نهاية القرن

سنمتلك طائراتنا الخاصة ونجوب الفضاء. وعبرت عن هذه الأحلام كتب الخيال العلمي من ١٩٢٠ إلى ١٩٥٠م. وكان فطاحلة العلماء مثل أديسون وتسلا يتنبؤون بأن تكون الطاقة الذرية والكهربائية مجاناً في نهاية القرن العشرين فكان العكس.

كثير من الاستقراءات والتنبؤات القديمة صحت ولكن علّمنا التاريخ أن التنبؤات المتطرفة دائما تكذب. ليس هناك شك في أن تقنية المستقبل ستمثل تحدياً كبيراً للبشرية. ولكن ليس هناك جديد في القضية. فتقنية الماضي شكلت تحدياً لمن قبلنا، وكما كانوا، سنكون قادرين على مواجهة التحدي. إن هذا الحاضر المضيء الذي نعيشه الآن كان مستقبلاً مظلماً للذين حبسوا جاليليو. والمستقبل المظلم الذي يرسمه المتشائمون سيكون حاضراً مضيئاً لمن سيتعايشون مع هذه الآلات الذكية.

إن مناقشة "استسلام" الإنسان للروبوت أو تنسّخ الآلات دون تحكمنا فيها سابقة لأوانها. فإذا ما اقتربنا من ذلك العصر الذي قد لا يكون قريباً، وإذا ما توفرت الحقائق، سيكون الإنسان كما كان دائماً قادراً على تفادي الدمار الشامل. فلا خوف من مواصلة مسيرة العلم والتقنية فالدمار الذي يسببه الجهل أكثر بكثير مما يسببه العلم، خصوصاً في عالم فيه العلم معيار التفوق الأول والأخير.

المراجع

[1] Bain, A. (1873), Mind and Body, the Theories of Their Relation. London: Henry King.

[2] Bain, A. (1904), Autobiography, London: Longmans, Green.

[3] Boole, G (1854), The Laws of Thought, London: McMillan, Republished By Daver: New York In 1958.

[4] Budzik, J. and Hammond, K.(2000), User Interaction With Everyday Applications as Context For Just–In-Time Information's Access, Proceedings of the 2000 International Conference on Intelligent User Interfaces, 44-51.

[5] Cohen, H. (1995), The Further Exploits of AARON, Painter, Stanford Humanities Review 4.

[6] Davis, L. (1991), Handbook of Genetic Algorithms, Van Nostrand Reinhold, New York.

[7] Dreyfus, H. L. (1979), What Computers Can't Do: The Limits of Artificial Intelligence, Harper And Row, NY Page 67.

[8] Dreyfus, H.L. (1972), What Computers Can't Do: A Critique of Artificial Reason, Harper And Row, NY.

[9] Dreyfus, H.L. (1992), What Computers Still Can't Do: A Critique of Artificial Reason, MIT Press, Cambridge, Massachusetts.

[10] Dreyfus, H.L. And Dreyfus, S.E. (1986), Mind Over Machine: The Power of Human Intuition and Expertise In The Era of The Computer, Blackwell, Oxford.

[11] Ford, K. and Hayes, P. (1998), On Computational Wing: Rethinking The Goals of Artificial Intelligence, Scientific American Presents 9 (4): 78-83.

[12] Friedberg, R.M. (1958), A Learning Machine: Part I. IBM Journal, 2:2-13.

[13] Frijda, N. and Swagerman, J. (1987), Can Computers Feel? Theory and Design of an Emotional System, Cognition and Emotion 1 (3): 235-257.

[14] Fukushima, K. (1975), Cognitron: A Self-Organizing Multilayered Neural Network, Biological Cybernetics, 20: 121-136.

[15] Goldberg, D.E. (1989), Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison-Wesley, Reading, Massachusetts.

[16] Hearst, M. And Hirsh, H (2000), AI's Greatest Trends and Controversies, IEEE Intelligent Systems 15 (1): 8-17.

[17] Hebb, D.O. (1949), The Organization Of Behavior, Wiley, New York.

[18] Hendler, J. (1999), Is There an Intelligent Agent In Your Future? Nature Web Matters.

[19] Hofstadter, D. (1985), On the Seeming Paradox of Mechanizing Creativity Metamagical Themas, Basic Books, New York 525-546.

[20] Holland, J.H. (1975), Adaption in Natural and Artificial Systems, University of Michigan Press.

[21] Ignizio, J.P. (1991), Introduction to Expert Systems: The Development and Implementation of Rule-Based Expert Systems, McGraw-Hill International Editions.

[22] Kandel E., Schwantz J., and Jessel T. (Eds) (1991), Principles of Neural Science, 3rd Ed., Elsevier, New York.

[23] Leake, D. And Kolodner. J. (2001), Learning Through Case Analysis, Encyclopedia of Cognitive Science, Macmillan, London.

[24] Lee, C. C. (1990), Fuzzy Logic In Cintrol Systems: Fuzzy Logic Controller (Parts I And II), IEEE Trans. On System, Man, And Cybernetics, Vol. 20, No. 2, 404 - 435.

[25] Lenat, D. (1979), On Automated Scientific Theory Formation: A Case Study Using The AM Program, Machine Intelligence, V. 9, Halsted Press.

[26] Lenat, D.B. And Feigenbaum, E.A. (1991), On the Thresholds of Knowledge, Artificial Intelligence, 47 (1-3): 185-250.

[27] Lippmann R. (1987), An Introduction To Computing With Neural Nets, IEEE ASSP Magazine, April.

[28] Luger, G.F. And Stubblefield, W.A. (1998), Artificial Intelligence: Structures and Strategies For Complex Problem Solving, Third Edition, Harlow, England: Addison Wesley Longman, Inc.

[29] Mamdani, E. and Assilian, S. (1975), An Experiment In Linguistic Synthesis With A Fuzzy Logic Controller, International Journal of Man-Machine Studies, 7: 1-13.

[30] McCulloch, W.S. & Pitts, W.H, (1943), A Logical Calculus of The Ideas Immanent In Nervous Activity, Bulletin of Mathematical Biophysics, 5: 115-137.

[31] Mitchell T., (1997), Machine Learning, McGraw Hill.

[32] Norman, D.A. (1980), Twelve Issues of Cognitive Science, Cognitive Science 4(1): 1-32.

[33] Pomerleau, D. and Jochem, T. (1996), A Rapidly Adapting Machine Vision System For Automated Vehicle Steering, IEEE Expert 11 (2): 19-27.

[34] Rashevsky, N (1938), Mathematical Biophysics, University of Chicago Press, Chicago, IL.

[35] Rosenblatt, F. (1958), The Perceptron: A Probabilistic Model For Information Storage and Organization in The Brain, Psychological Review, 65: 386-408.

[36] Rosenblatt, F. (1960), Perceptron Simulation Experiments, Proceedings of The IRE 48: 301-309.

[37] Rosenblatt, F. (1962), Principles of Neurodynamics, Spartan, Chicago.

[38] Rumelhart D. And McClelland J., (1986), Parallel Distributed Processing: Explorations In The Microstructure of Cognition, MIT Press.

[39] Russell And Norvig (1995), Artificial Intelligence: A Modern Approach, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ.

[40] Schalkoff R. (1997), Artificial Neural Networks, McGraw Hill.

[41] Schank, R.C and Leake, D. (1989), Creativity And Learning In A Case-Based Explainer, Artificial Intelligence 40 (1-3): 353-385.

[42] Searle, J.R. (1992), The Rediscovery Of The Mind, MIT Press, Cambridge, Massachusetts.

[43] Turing, A (1950), Computing Machinery And Intelligence. Reprinted In Mind Design II, MIT Press 1997.

[44] Weizenbaum, J. (1965), ELIZA: A Computer Program For The Study Of Natural Language Communication Between Man And

Machine, Communications Of The Association For Computing Machinery, 9 (1): 36-45.

[45] Widrow , B (1962), Generalization And Information Storage in Networks of Adaline "Neurons", Self Organizing Systems 1962, Chicago Spartan, 435-461.

[46] Widrow , B. And Hoff, M.E. (1960), Adaptive Switching Circuits, IRE Wescon Convention Record, NY, 96-104.

[47] Zadeh, L.A. (1965), Fuzzy Sets, Information and Control, 8: 338-353.

[48] Zadeh, L.A. (1973), Outline of A New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes, IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics, SMC-3 (1): 28-44.

[٤٩] إبراهيم عبد الله القلاف، ١٩٩٩م، الروبوت: ميكانيكية الإدراك ومرئيات في الصناعات الحديثة، المؤسسة العربية للطباعة والنشر، البحرين.

ثبت المصطلحات

A

Acquisition	اكتساب تحصيل
Activation	تنشيط / حفز / انطلاقة
Actual	واقعي / حقيقي / فعلي
Adaptive/Adaptation	متكيف / تكيفي
Aggregate	مجموعي
Algorithm	خوارزمي / منهاج
Amplitude	مقدار — سعة
Analog	تمثيلي / قياسي / تناظري
Analysis	تحليل
Antecedent	عنصر الشرط
Approximation	تقريب
Architecture	بنية / معمارية
Assertion	مقولة توكيدية
Associative	ارتباطي / تجميعي
Automatic	آلي / تلقائي / ذاتي
Automation	أتمتة

B

Backpropagation (BPN)	انتشار ارتدادي / خلفي / عكسي
Bias	انحياز
Bidirectional	ثنائي الإتجاه
Binary	ثنائي
Biological	أحيائي
Bipolar	ثنائية القطب
Bit	بتة
Boltzmann	بولتزمان
Boolean	بوليني

C

Calibrated	معايَر
Center of Area (COA)	مركز المساحة
Centroid	مركز متوسط / مركز ثقل
Certainty	يقينية
Character	رمز
Classification	تصنيف
Classifier	مصنّف

Closed-Loop	حلقة مغلقة
Competitive	تنافسي
Complement	مكملة / متممة
Computation	عملية حسابية
Configuration	تشكيلة
Conflict	تضارب
Conflicting	متضارب / متعارض
Conjunction	اقتران
Connections	وصلات
Consequent	ناتج القاعدة
Constant	ثابت
Constraint	قيد
Continuous	مستمرة
Control	تحكم
Controller	متحكم
Converge	يتقارب
Crisp	حاد / قصيم / واضح

D

Data	بيانات / معطيات
Decision	قرار
Defuzzification	إزالة التغميض / كشف التغميض
Degree of Membership	درجة عضوية
Derivative	مشتق / اشتقاق
Deterministic	حتمي
Diagram	مخطط / رسم بياني
Discrete	منفصل
Disjunction	انفصال
Disjunctive	انفصالي
Disturbance	اضطراب / تشويش
Dynamic	حركي

E

Encode	يُرَمِّز
Epoch	حقبة / حين
Estimate	قدّر / خمن
Exclusive-OR	عنصر "أو" المقصورة

Exemplar	عينة / مثال
Extrapolation	استقراء

F

Feed-forward	تغذية أمامية
Feedback	تغذية خلفية / مرتدة
Fine-tuning	موالفة دقيقة
Forecast	تنبأ / توقع
Forward	أمامي
Function	دالة
Fuzzification	تغميض
Fuzzifier	مُغَمِّض
Fuzzify	غَمّضَ
Fuzzy	غموضي
Fuzzy logic	منطق الغموض
Fuzzy reasoning	استدلال غموضي
Fuzzy system	نظام غموضي

G

Gaussian	جاوسي

Generalized delta rule	قاعدة دلتا العامة (معمم)
Global	عام / شمولي
Gradient-descent	مَمَال الهبوط

H

Hidden (layer)	خفي / مخُبأ
Hopfield memory	ذاكرة هوبفيلد

I

Implementation	بناء / تنفيذ
Implication	دلاله
Inference	استنتاج
Initialization	تمهيد / بدء
Initialized	مُمَهّد
Interconnections	وصلات بينية / مشتركة
Interconnect	ترابط / ربط / توصيل
Interpolation	استكمال النمط / استيفاء
Intersection	تقاطع
Iteration	تكرار

K

Kinematics	علم الحركة

L

Layer	طبقة
Layered	طبقي
Learning	تعلم
Likelihood	أرجحية
Linear	خطي
Linguistic	لغوي
Locomotion	تنقل / تحرك / انتقال
Logic	منطقي

M

Manipulation	معالجة
Mapping function	دالة تخطيط
Mapping network	شبكة تخطيط
Mean	متوسط
Mean square error	متوسط تربيع الخطأ
Mean squared error	متوسط مربع الخطأ

Membership	عضوية
Memory	ذاكرة
Minimization	خفض لأدنى قيمة
Modeling	نمذجة / تشكيل
Momentum	كمية التحرك
Multilayer	متعدد الطبقات
Multvalued set theory	نظرية المجموعات متعددة القيمة

N

Network	شبكة
Neural	عصبي
Neurobiology	علم الأحياء العصبية
Neurocontroller	متحكم عصبي
Neuron	عصبون / خلية عصبية
Node	عقدة
Noise	تشويش / ضجيج
Normalization	معايرة
Normalized	مُعايَر
Numerical	عددي

O

Offline	مستقل أو غير مباشر
Online	مباشر
Open-loop	حلقة مفتوحة
Operator	عامل / مشغّل
Optimal	أمثل
Output	خرج / مخرج / نتاج / مردود

P

Parameter	مَعْلم
Pattern	نمط / عينة / مثال
Perception	إدراك / تحسس
Perceptron	مدرِك
Performance	أداء
Post processing	معالجة لاحقة
Prediction	توقع / تنبؤ
Preprocessing	معالجة تمهيدية
Probabilistic neural Net	شبكة عصبية احتمالية
Processing	معالجة

Processing element	عنصر معالجة
Propagation	انتشار

R

Reasoning	تعليل / استدلال
Recognition	المجال التقبلي / التعرّف على أشياء
Recurrent (network)	معاود / متكرر
Reference point	نقطة الإسناد
Representation	تمثيل
Robotics	علم الروبوتات
Rule	قاعدة

S

Scaling	قياس / تدريج / توحيد القياس
Sensor	جهاز إحساس
Set (fuzzy)	مجموعة
Sigmoidal (units)	سجماوية
Signal	إشارة
Simulation	محاكاة
Stability	استقرارية

Structure	بنية / تركيب / بناء
Sum square error	مجموع مربعات الخطأ

T

Threshold	عتبة
Training	تدريب
Transfer	تحويل

U

Union	اتحاد
Universe of Discourse	مجموعة شاملة (مجال الحوار)

V

Variable	متغير
Vector	متجه

W

Weight (vector)	وزن
Weight value	قيمة الوزن
Weighted	مُثَقّل

X

XOR (exclusive-or)	أداة (أو) المقصورة

الفهرس



مطبعة
مركز الملك فيصل
للبحوث والدراسات الإسلامية

ردمك: ٠-٣٨-٩٧٧